



UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL

FACULTAD DE ECONOMÍA Y EMPRESA
CARRERA NEGOCIOS INTERNACIONALES

TEMA:

**Machine learning aplicado en la medición de riesgo de
seguros de embarques de una consolidadora de carga en
Guayaquil en 2019.**

AUTORES:

Puga Quevedo, Juan Pablo

Salvatierra Marín, Diego Iván

**Trabajo de integración curricular previo a la obtención del
título de LICENCIADO EN NEGOCIOS INTERNACIONALES**

TUTOR:

Ing. Carrera Buri, Felix Miguel Mgs.

Guayaquil, Ecuador

22 de septiembre del 2022



UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL

FACULTAD DE ECONOMÍA Y EMPRESA

CARRERA DE NEGOCIOS INTERNACIONALES

CERTIFICACIÓN:

Certificamos que el presente trabajo de integración curricular fue realizado en su totalidad por **Puga Quevedo, Juan Pablo y Salvatierra Marín, Diego Iván**, como requerimiento para la obtención del título de **Licenciado en Negocios Internacionales**.

TUTOR

f.  _____

Ing. Carrera Buri, Félix Miguel Mgs.

DIRECTOR DE LA CARRERA

f.  _____

Ing. Hurtado Cevallos, Gabriela Elizabeth Mgs.

Guayaquil, a los 22 días del mes de septiembre del año 2022



UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL

FACULTAD DE ECONOMÍA Y EMPRESA

CARRERA DE NEGOCIOS INTERNACIONALES

DECLARACIÓN DE RESPONSABILIDAD

Nosotros, **Puga Quevedo, Juan Pablo y Salvatierra Marín, Diego Iván**

DECLARAMOS QUE:

El Trabajo de Integración Curricular, **Machine Learning Aplicado en la Medición de Riesgo de Seguros de Embarques de una Consolidadora de Carga en Guayaquil en 2019**, previo a la obtención del título de **Licenciado en Negocios Internacionales**, ha sido desarrollado respetando derechos intelectuales de terceros conforme las citas que constan en el documento, cuyas fuentes se incorporan en las referencias o bibliografías. Consecuentemente este trabajo es de nuestra total autoría.

En virtud de esta declaración, nos responsabilizamos del contenido, veracidad y alcance del Trabajo de Titulación referido.

Guayaquil, a los 22 días del mes de septiembre del año 2022

LOS AUTORES:

Puga Quevedo, Juan Pablo

Salvatierra Marín, Diego Iván



UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL

FACULTAD DE ECONOMÍA Y EMPRESA

CARRERA NEGOCIOS INTERNACIONALES

AUTORIZACIÓN

Nosotros, **Puga Quevedo, Juan Pablo y Salvatierra Marín, Diego Iván**

Autorizamos a la Universidad Católica de Santiago de Guayaquil a la **publicación** en la biblioteca de la institución del Trabajo de Integración Curricular, **Machine Learning Aplicado en la Medición de Riesgo de Seguros de Embarques de una Consolidadora de Carga en Guayaquil en 2019**, cuyo contenido, ideas y criterios son de nuestra exclusiva responsabilidad y total autoría.

Guayaquil, a los 22 días del mes de septiembre del año 2022

LOS AUTORES:

Puga Quevedo, Juan Pablo

Salvatierra Marín, Diego Iván



UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL

FACULTAD DE ECONOMÍA Y EMPRESA

CARRERA NEGOCIOS INTERNACIONALES

REPORTE URKUND

URKUND

Documento: [PUGA_QUEVEDO_JUAN_PABLO_SALVATIERRA_MARIN_DIEGO_IVAN.docx \(D143973857\)](#)

Presentado: 2022-09-12 20:08 (-05:00)

Presentado por: diego.salvatierra@cu.ucsg.edu.ec

Recibido: felix.carrera01.ucsg@analysis.orkund.com

Mensaje: TESIS 100% - PUGA, SALVATIERRA [Mostrar el mensaje completo](#)

0% de estas 31 páginas, se componen de texto presente en 0 fuentes.

Lista de fuentes Bloques

Categoría	Enlace/nombre de archivo
>	Universidad Católica de Santiago de Guayaquil / D112773060
>	Universidad Católica de Santiago de Guayaquil / D112185857
Fuentes alternativas	
	UNIVERSIDAD DE GUAYAQUIL / D13601118
Fuentes no usadas	

0 Advertencias Reiniciar

AGRADECIMIENTO

Me siento muy agradecido con mi familia, por estar presente y brindarme apoyo incondicional a lo largo de toda mi vida. Ellos son el pilar fundamental de todos mis logros en general. También son los responsables de los valores que tengo como persona.

A Dios, por permitirme cumplir mis sueños y bendecirme todos los días, con salud y vida. Él ha sido mi aliento para seguir adelante sin importar la situación.

A mis amigos, por hacer mi vida universitaria más llevadera y por levantarme el ánimo en todo momento. Gracias a ellos he entendido la verdadera unión que representa la amistad.

A mis profesores, por aportar con su conocimiento, el cual ha servido para mi desarrollo personal y profesional. Ellos clase a clase han entregado tiempo, esfuerzo y dedicación en sus respectivas materias. Un claro ejemplo es mi tutor de tesis, Felix Carrera, además de transmitir su conocimiento, me ha enseñado lecciones de vida.

- Juan Pablo

AGRADECIMIENTO

El presente trabajo se lo agradezco a mi familia. A mis padres Iván y Lorena que nunca dudaron de mí y siempre fueron constante apoyo durante mi carrera académica. A mis abuelos Alcides y Nancy por proveerme de su sabiduría y apoyo de todo tipo para poder continuar con mi educación por el camino de la enseñanza y el bien. A mis tíos Fernando y Yadira por estar junto a mí, en momentos cruciales que han marcado para bien en mi vida laboral.

Agradecimientos totales a mis amigos que he conocido durante mi periodo educativo, son personas muy cercanas y he compartido varios momentos de mi vida, en especial a Erick, Eduardo y Juan Pablo, desde sus inicios he contado con el apoyo incondicional y con los que he intercambiado palabras, ideas y momentos a lo largo de mi trayectoria en esta prestigiosa universidad.

Un agradecimiento importante es al Mgs. Félix Carrera Buri, que siempre ha dado hincapié en lo que es la verdadera enseñanza, en la verdadera preparación para el mundo laboral y académico. En adición a suministrar apoyo en la preparación, edición y presentación del documento previo a la incorporación.

- Diego Iván

DEDICATORIA

El presente trabajo va dedicado a mis padres, Catalina y Douglas, que, con su esfuerzo diario, han hecho hasta lo imposible para que no me falte nada. Ellos son modelos a seguir y mi motor para alcanzar los objetivos que me planteo.

A mi familia, para los que están y para los que lamentablemente no pueden acompañarme en este logro, seguramente están orgullosos de mí por ver la calidad de persona en la que me he convertido.

A mis amigos, que de una u otra forma se han hecho presentes en esta etapa de mi vida. Gracias a ellos he tenido un apoyo incondicional y experiencias inolvidables en la universidad.

- Juan Pablo

DEDICATORIA

Dedico este trabajo a Iván Salvatierra y Lorena Marín, mis padres, los cuales nunca me abandonaron ni dejaron de apoyarme en mis estudios. Considero a ellos como máximos referentes de dedicación, esfuerzo y estar presentes siempre. Agradezco eternamente a ellos por su guía por el camino del bien.

A mi familia, porque, reconozco cada aporte que ellos han realizado para estar donde estoy y poder sustentar mi trabajo de integración curricular.

A mi pareja y amigos que estuvieron presentes durante este periodo importante para mí. Su motivación fue soporte esencial para mi desarrollo personal y académico.

- Diego Iván



**UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL
FACULTAD DE ECONOMÍA Y EMPRESA
CARRERA DE NEGOCIOS INTERNACIONALES**

TRIBUNAL DE SUSTENTACIÓN

f. Gabriela Hurtado.

Ing. Hurtado Cevallos, Gabriela Elizabeth Mgs.

DIRECTORA DE CARRERA

f. Wendy Arias

Ing. Wendy Vanessa Arias Arana Mgs

COORDINADOR DEL ÁREA

f. Cynthia Roman Bermeo

Ing. Cynthia Lizbeth Roman Bermeo Mgs.

OPONENTE



**UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE SANTIAGO DE GUAYAQUIL
FACULTAD DE ECONOMÍA Y EMPRESA
CARRERA DE NEGOCIOS INTERNACIONALES**

CALIFICACIÓN

Puga Quevedo Juan Pablo

Salvatierra Marín Diego Iván

ÍNDICE GENERAL

Capítulo I. Generalidades de la Investigación	5
Antecedentes	5
Contextualización del problema	6
Justificación	9
Alcance	9
Objetivos	10
Objetivo general	10
Objetivos específicos	10
Capítulo II. Fundamentación Teórica	11
Marco teórico	11
Proceso administrativo y operativo de exportación	11
Factores que inciden en la exportación	12
Transporte multimodal	13
Concepto de transporte multimodal según varios autores	16
Riesgo en una exportación	17
Preparación de una exportación	19
Búsqueda de clientes potenciales	19
Cierre y ejecución de contrato	20
Transporte de mercancías	20
Aceptación de la mercancía por parte del importador	20
Inteligencia Artificial	21
Machine learning	25
Aprendizaje no supervisado	27
Marco Conceptual	29
Conocimiento de embarque o Bill of Lading (BL)	29
Transporte multimodal	29
Logística internacional	29
Seguro de carga	30
Inteligencia Artificial	31
Machine learning	31
Regresión logística	32
Outliers	32

Business Intelligence	33
Capítulo III. Diseño Metodológico de la Investigación	34
Diseño de investigación	34
Alcance de investigación	34
Enfoque de investigación	35
Especificación de recolección de datos	35
Población y muestra	36
Operacionalización de variables	36
Importancia de la regresión logística con Machine Learning	39
Capítulo IV. Análisis de resultados	40
Pasos para la regresión logística	40
Paso 1. Transformación de variable predictora a factor	41
Paso 2. Plantar semilla	42
Paso 3. Entrenamiento de datos	42
Paso 4. Creación del modelo de ajuste logarítmico	42
Paso 5. Creación de la predicción por probabilidades	43
Paso 6. Clasificación	44
Paso 7. Matriz de confusión	44
Con la data entrenada	44
Paso 5. Creación de la predicción por probabilidades	44
Paso 6. Clasificación	45
Paso 7. Matriz de confusión	45
Análisis de resultados	45
Capítulo V. Conclusiones y futuras líneas de investigación	47
Conclusiones	47
Recomendaciones	48
Referencias	49
Anexos	53

ÍNDICE TABLAS

Tabla 1 <i>Exportaciones de la consolidadora de carga XYZ que tuvieron siniestros en la carga, separado por continentes, en el año 2019</i>	7
Tabla 2 <i>Conceptos de Transporte Multimodal. 1/2</i>	16
Tabla 3 <i>Conceptos de Transporte Multimodal. 2/2</i>	17
Tabla 4 <i>Eventos y evolución de la Inteligencia Artificial. 1/2</i>	23
Tabla 5 <i>Eventos y evolución de la Inteligencia Artificial. 2/2</i>	24
Tabla 6 <i>Operacionalización de variables en la base de datos de embarques de la consolidadora de carga XYZ en 2019. 1/2</i>	37
Tabla 7 <i>Operacionalización de variables en la base de datos de embarques de la consolidadora de carga XYZ en 2019. 2/2</i>	38
Tabla 8 <i>Representación de los variables por continentes.</i>	40

ÍNDICE DE FIGURAS

<i>Figura 1.</i> Participación en el mercado de las consolidadoras de carga más importantes de Guayaquil en 2021.	6
<i>Figura 2.</i> Flujograma del proceso de venta de un seguro de carga, desde la posición de la consolidadora de carga XYZ.	8
<i>Figura 3.</i> Flujograma del proceso administrativo de exportación.....	11
<i>Figura 4.</i> Flujograma del proceso operativo de exportación.....	12
<i>Figura 5.</i> Aspectos involucrados en el proceso de exportación (Cárdenas y Guerra, 2018).	13
<i>Figura 6.</i> Toma de decisiones para el transporte multimodal (Beresford et al., 2021).	15
<i>Figura 7.</i> Posibles riesgos en el proceso de exportación (Rozhkova y Dalisova, 2021).	19
<i>Figura 8.</i> Mapa conceptual de los subtipos de Machine Learning. (Mahesh, 2019)	27
<i>Figura 9.</i> Fórmula del método gaussiano para la clusterización de datos. (Borzooei et al., 2020).....	27
<i>Figura 10.</i> Regresión lineal con los outliers (valores atípicos) identificados. (Leys et al., 2019)	28
<i>Figura 11.</i> Modalidades del Seguro de Transporte. (Padilla, 2017).....	30
<i>Figura 12.</i> Gráficos de normalidad residual. (RStudio, s.f.)	46
<i>Figura 13.</i> Resultados de la matriz de confusión. (RStudio, s.f.)	47
<i>Figura 14.</i> Gráfico de sigmoide (Vélez et al., 2021).	53
<i>Figura 15.</i> Simplificación de umbral de histéresis (Vélez et al., 2021).....	53
<i>Figura 16.</i> Gráfico de regresión logística expresando el rendimiento de los estudiantes (Rocabado et al., 2007)	54

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo A. Caso 1 de regresión logística	53
Anexo B. Caso 2 de regresión logística	53
Anexo C. Caso 3 de regresión logística	53

RESUMEN

Dentro del vasto mundo del comercio exterior, es de conocimiento público que son aquellos que gestionan los procesos para la importación y exportación de productos. Tanto en Ecuador como en varios países del mundo presentan inconvenientes de alguna índole, ya sea a nivel operacional, administrativo, logístico, entre otros. Ciertos puertos son más avanzados que otros en términos antes mencionados, por ende, se puede localizar los inconvenientes de manera tardía o incluso la resolución de problemas serían eficientes. Con el uso de machine learning, en un mundo con una gran influencia en el apartado tecnológico, se puede continuar con facilidad y eficacia, los procesos de transporte de un buque desde origen hasta el puerto destino. Los seguros son un factor clave, ya que, se encarga de brindar cobertura a la carga contenerizada durante el trayecto hasta su destino final. Dentro del presente trabajo, se dará a conocer los factores clave que influyen negativamente la carga transportada desde varios puertos alrededor del mundo hasta el puerto local en Guayaquil. El conocer las incidencias e inconvenientes en la carga contenerizada, a nivel académico se podría contemplar o crear soluciones para la minimización o erradicación de estos. A su vez, dentro del ámbito empresarial, permite el implementar ideas para una ejecución pronta y eficaz. En adición, dentro de un contexto pandémico, en la cual la carga sufría retrasos, daños e incluso pérdidas a causa de la ineficiente cadena de suministro como resultado de despidos masivos concatenando una crisis sanitaria. El futuro es el producto de los procesos que se realizan en el presente, por tanto, la implementación de modelos de machine learning para empresas proveerá facilidades y automatización así como el desarrollo de ideas o ejecución de las mismas para futuras problemáticas antes creadas.

Palabras clave: seguros, consolidadora de carga, contenedores, exportación, machine learning, regresión logística.

ABSTRACT

Within the vast world of foreign trade, it is common knowledge that they are those who manage the processes for the import and export of products. Both in Ecuador and in several countries of the world they present inconveniences of some kind, whether at the operational, administrative, logistical level, among others. Certain ports are more advanced than others in terms mentioned above, therefore, troubleshooting may be late or even troubleshooting would be efficient. With the use of machine learning, in a world with a great influence in the technological sector, the processes of transporting a ship from origin to destination port can be continued easily and efficiently. Insurance is a key factor, since it is responsible for providing coverage for containerized cargo during the journey to its final destination. Within the present work, the key factors that negatively influence the cargo transported from various ports around the world to the local port in Guayaquil will be revealed. Knowing the incidents and inconveniences in containerized cargo, at an academic level, solutions could be contemplated or created to minimize or eradicate them. In turn, within the business environment, it allows the implementation of ideas for prompt and effective execution. In addition, within a pandemic context, in which the cargo suffered delays, damage and even losses due to the inefficient supply chain as a result of massive layoffs concatenating a health crisis. The future is the product of the processes that are carried out in the present, therefore, the implementation of machine learning models for companies will provide facilities and automation as well as the development of ideas or their execution for future problems previously created.

Keywords: insurance, freight forwarder, containers, export, machine learning, logistics regression.

RÉSUMÉ

Dans le vaste monde du commerce extérieur, il est de notoriété publique que ce sont eux qui gèrent les processus d'importation et d'exportation des produits. Tant en Equateur que dans plusieurs pays du monde, ils présentent des inconvénients de quelque nature que ce soit, que ce soit au niveau opérationnel, administratif, logistique, entre autres. Certains ports sont plus avancés que d'autres dans les termes mentionnés ci-dessus, par conséquent, le dépannage peut être tardif ou même le dépannage serait efficace. Avec l'utilisation de l'apprentissage automatique, dans un monde avec une grande influence dans la section technologique, les processus de transport d'un navire de l'origine au port de destination peuvent être poursuivis facilement et efficacement. L'assurance est un facteur clé, car elle est chargée de fournir une couverture pour les marchandises conteneurisées pendant le voyage vers sa destination finale. Dans le présent travail, les facteurs clés qui influencent négativement la cargaison transportée de divers ports du monde vers le port local de Guayaquil seront révélés. Connaissant les incidents et les inconvénients du fret conteneurisé, au niveau académique, des solutions pourraient être envisagées ou créées pour les minimiser ou les éradiquer. À son tour, dans l'environnement des affaires, il permet la mise en œuvre d'idées pour une exécution rapide et efficace. De plus, dans un contexte de pandémie, dans lequel la cargaison a subi des retards, des avaries et même des pertes dues à une chaîne d'approvisionnement inefficace à la suite de licenciements massifs concaténant une crise sanitaire. L'avenir est le produit des processus qui se déroulent dans le présent, par conséquent, la mise en œuvre de modèles d'apprentissage automatique pour les entreprises fournira des installations et une automatisation ainsi que le développement d'idées ou leur exécution pour de futurs problèmes précédemment créés.

Mots clés : assurance, transitaire, conteneurs, export, machine learning, régression logistique.

Introducción

En la actualidad, con la globalización y crecimiento de las empresas y, gracias a las avanzadas tecnologías que la humanidad posee hoy en día, son los protagonistas de una era de “transformación digital”. Los datos han sido y formarán parte de manera esencial para conocer estadísticas y resultados de una recolección de datos. La inteligencia artificial no se queda atrás y el uso del machine learning en las empresas es considerado como una disciplina o ciencia que, mediante el uso de software especializado pueden lograr obtener escenarios y resultados que pueden provocar cambios drásticos en la dirección de una empresa.

Con su conjunto de algoritmos puede conocer desde patrones hasta la elaboración de predicciones de carácter masivo, gracias a la inmensa cantidad de datos que el investigador utiliza. Entre más grande la población y esta posee más características o variables de tipo cualitativa, más sofisticado o preciso van a ser los resultados. Dentro del crecimiento de la empresa, uno puede conocer fallas o procesos que pueden no beneficiar a la empresa a largo plazo, por tanto, puede conocer qué podría ser qué situaciones o toma de decisiones pueden ser claves para el emprendimiento o multinacional. Según ha señalado Maisueche (2019), las empresas deben adaptarse e innovar en su modelo de negocio para su supervivencia. Por tanto, a medida que la sociedad presenta avances tecnológicos, más necesario será el uso del machine learning para la búsqueda apropiada de la toma de decisiones de una empresa.

Dentro del área de negocios, marketing y economía, la inteligencia artificial y el machine learning se han enfocado de forma tan radical y esencial ya que ha permitido establecer por medio de sus métodos, estrategias que dan beneficios, conocimiento de las tendencias, estandarización de procesos, entre otros aspectos que conlleva a establecer barreras de entrada o respuestas rápidas y eficaces en un mundo globalizado.

Actualmente, la inteligencia artificial ha dispuesto de que se lleve a cabo por medio de recopilación de datos, observación, y deducción, como un arte de la exploración, creando modelos de predicción o algoritmos, estos

creados por el investigador en función que el software aprenda y entrene así mismo y sea una programación basada en datos.

Con todo lo antes mencionado, para el presente trabajo, es imperativo conocer que en las consolidadoras de carga y navieras se manejan datos cuantitativos y cualitativos. Estas a su vez proveen información relevante para el análisis posterior de datos que se lleva a cabo para la regresión de tipo logística, conociendo la relación que las variables poseen en función de lo que se presenta.

Dentro de las operaciones de una consolidadora de carga, se realiza un registro, el cual, se toma en cuenta el nombre del barco, los TEUs utilizados, las toneladas métricas, la distancia, el puerto de embarque, entre otros. Por tanto, dentro del presente trabajo, se mostrará mediante machine learning las variables dependientes e independientes de lo registrado en 2019.

Con esto, se podrá demostrar el planteamiento realizado a fin de buscar una solución a la problemática que viene afectado desde varios años atrás mediante modelos de aprendizaje automatizado. Serral (2021) indica que: a nivel infraestructural, mediante el aprendizaje automatizado se crean modelos de predicción para el pronóstico del volumen del tráfico y otros análisis conforme a qué variables estuvieron presentes previo a la ejecución en softwares especializados.

A los gerentes generales y/o altos cargos de las consolidadoras de carga les corresponde apostar por un futuro automatizado en el que los beneficie a corto y largo plazo, los inconvenientes que posean ya sea una o varias áreas de la compañía, en especial a los embarques, debido a las inconsistencias que pueden presentar en función al contexto actual. Tomando en cuenta lo antes mencionado las empresas ecuatorianas se encuentran en una fase de introducción de la cuarta revolución industrial, es decir, que apenas hay inversión o interés por la implementación de los mismos a nivel empresarial. A medida de que esta rama se encuentre en una fase de popularidad y apogeo, puede proceder a ser visto como una norma o estándar dentro de una consolidadora de carga.

Asimismo, llevar un profundo análisis que tenga como finalidad, la mejora de procesos, eficiencia en áreas relacionadas a cadena de suministro y proveer una mejor calidad en el servicio. Sanz (2020) expresó que: “la

cadena de suministros es importante en su operación logística y junto con el aprendizaje automatizado podría minimizar los errores que puedan ocurrir en dispositivos electrónicos.”

En concordancia con lo antes mencionado, dentro de la cadena de distribución es imperativo que prevalezca la eficiencia para resultados positivos, en caso de la implementación de machine learning en el proceso será un plus a modo de evitar errores comunes dentro de la informática utilizada. La falta de esta provoca daños económicos, de calidad del inventario, de retraso de arribo de las cargas, entre otras.

Capítulo I. Generalidades de la Investigación

Antecedentes

La oficina de la consolidadora de carga XYZ se encuentra ubicada en Malecón 1401 e Illingworth, en el Edificio Sudamérica, también cuenta con una oficina en la Av. Amazonas N47-205 y Río Palora Edf. Hammonia, en la ciudad de Quito. Esta empresa es parte de un grupo encargado de ofrecer servicios que faciliten los procesos de la cadena logística en el transporte terrestre, marítimo y aéreo.

Desde su constitución en el año 1972, la consolidadora de carga XYZ tuvo como fin enfocarse en el agenciamiento de transporte marítimo. Se conoce que una gran parte del comercio internacional se maneja a través de esta vía. Con el fin de lograr una mejor gestión del traslado de mercancías desde un punto A hacia un punto B, es necesario contar con facilidades, en este caso, la comunicación cumple un rol importante.

La consolidadora de carga XYZ es la responsable de establecer esa comunicación con las líneas navieras. Esto beneficia a ambas partes debido a que se extiende el alcance de los servicios hacia más empresas, lo que fortalece la relación estratégica. Otra función es el cumplimiento de todos los requerimientos y procesos involucrados en una exportación e importación.

Uno de los grandes aciertos que ha tenido la consolidadora de carga XYZ a lo largo de los años es la apertura de una oficina en Quito, lo que conlleva a una mayor captación de clientes. Por otro lado, se ha hecho énfasis en la mejora continua por medio de la implementación de un nuevo software que posee más funciones y reestructuración de procesos, con el fin de reducir la carga laboral de sus colaboradores.

Tanto el monitoreo de procesos como la inversión en la mejora continua han impulsado a la búsqueda de nuevos servicios dirigidos hacia el bienestar del cliente. El resultado de eso se ha evidenciado en el año 2021, mediante la integración de una empresa que se especializa en el transporte aéreo, ofreciendo el servicio de courier. De esta manera, la consolidadora de carga XYZ cuenta con una amplia gama de servicios, obteniendo un mejor posicionamiento dentro del mercado, lo cual se observa en la figura 1:

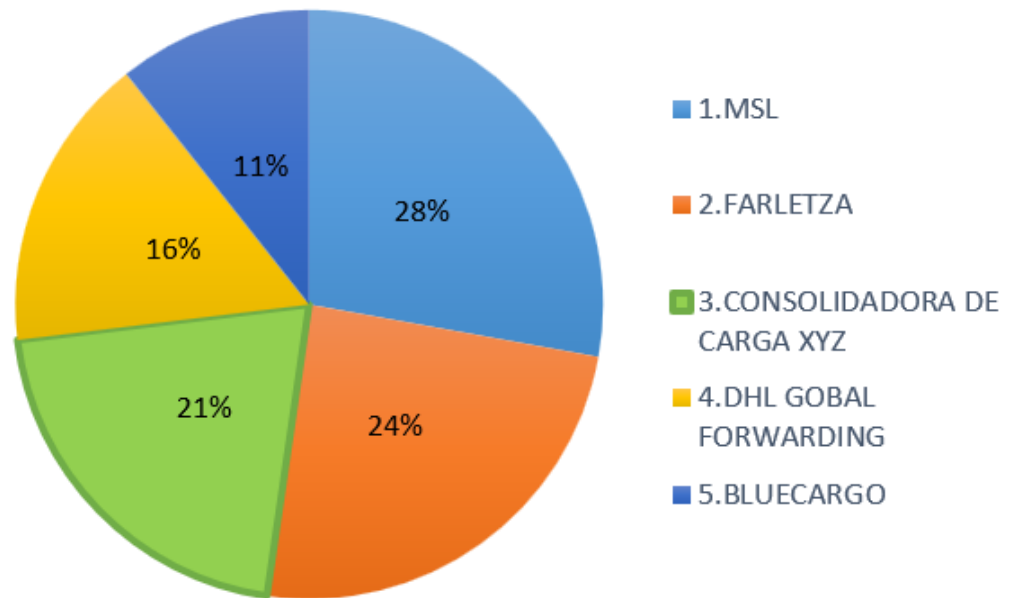


Figura 1. Participación en el mercado de las consolidadoras de carga más importantes de Guayaquil en 2021.

Contextualización del problema

A pesar de contar con tecnología que permita localizar la carga en todo momento, durante el tránsito marítimo, se pueden presentar siniestros en la misma. Las consecuencias incluyen desde reclamos por parte de importadores hasta pérdidas millonarias para empresas debido al incumplimiento de contratos. Con el pasar de los años, estos sucesos han sido identificados de tal forma que en el transcurso del viaje existe riesgo, el cual está relacionado con factores externos y el error humano.

En este caso, se denomina siniestro a todo acontecimiento que pueda perjudicar el estado de la carga. Esto es producto de factores externos como robo/pérdida, avería gruesa, desastres naturales y daños por fluctuaciones en la temperatura o paralización del equipo de enfriamiento (solo aplica a contenedores refrigerados). A continuación, la tabla 1 muestra la cantidad de exportaciones de la consolidadora de carga XYZ que tuvieron siniestros en el año 2019, separado por continentes:

Tabla 1.

Exportaciones de la consolidadora de carga XYZ que tuvieron siniestros en la carga, separado por continentes, en el año 2019.

Continente	Exportaciones con siniestros en la carga
AMERICA	813
EUROPA	418
ASIA	321
TOTAL	1552

Fuente: Elaboración propia.

Estos son los mercados más importantes de la consolidadora de carga XYZ debido al volumen que se destina hacia los mismos. Si bien es cierto, es complicado evitar que ocurra un siniestro ya que el riesgo siempre estará presente. Esto se debe a la influencia de factores que no pueden ser controlados por los importadores, exportadores e intermediarios dentro de la operación.

El seguro de carga es un servicio que es ofrecido por las líneas navieras y consolidadores de carga con el propósito de mitigar las pérdidas económicas. El exportador tiene que pagar un valor, llamado prima, a la aseguradora para poder proteger su mercancía. Este servicio ha sido desarrollado por medio de una cobertura *door to door*, la cual considera la bodega del exportador como el punto de partida y la bodega del importador como el destino final, es decir, también se incluye el transporte terrestre, trasbordos o cualquier movimiento al que sea sometida la carga.

Las líneas navieras ofrecen este servicio, sin embargo, lo tercerizan con una compañía de seguros, encargada de realizar la gestión. El problema radica en el proceso de venta, desde la posición de la consolidadora de carga XYZ. La misma actúa como un intermediario y representa al exportador, encargándose de todo el proceso y solicitando a distintas navieras este servicio. La figura 2 muestra el proceso de venta de un seguro de carga, desde el enfoque de la consolidadora XYZ:

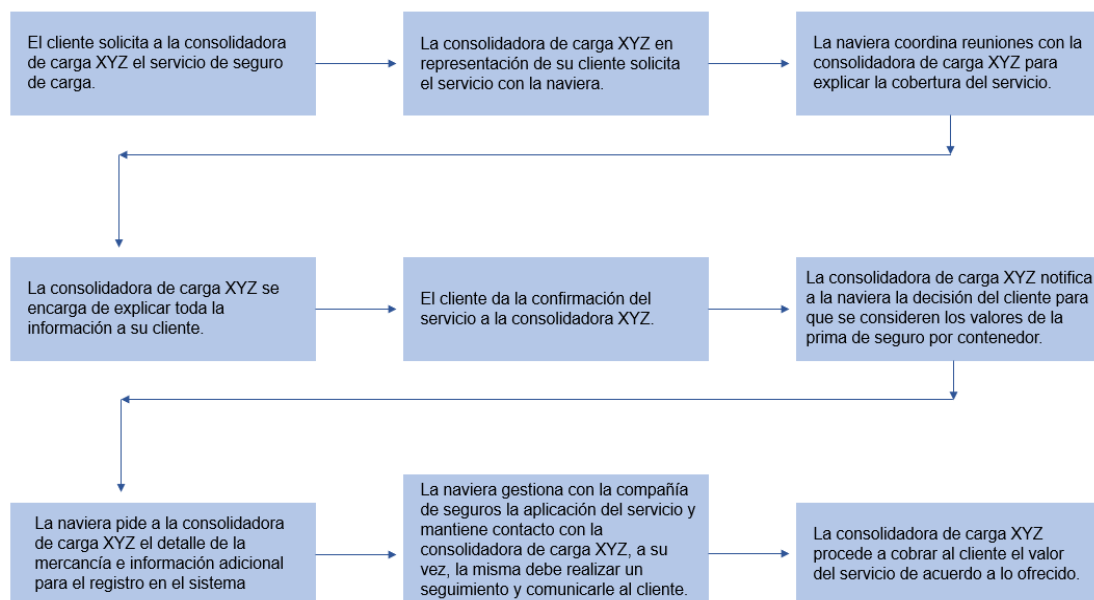


Figura 2. Flujograma del proceso de venta de un seguro de carga, desde la posición de la consolidadora de carga XYZ.

El proceso de venta, desde el punto de vista de la consolidadora de carga XYZ resulta ser extenso. Esto se debe a que las navieras tercerizan el seguro de carga, lo cual convierte a la naviera en otro intermediario y se transfiere la responsabilidad de una gran parte del proceso hacia empresas dedicadas a ofrecer seguros. Está presente de forma implícita un circuito de comunicación importante, sobre todo entre la consolidadora de carga XYZ y el exportador.

La información acerca del servicio debe ser conocida por las partes que están presentes en el proceso, en todo momento. El propósito de esto es respetar la transparencia de la misma, además, se dan a conocer las limitaciones y la cobertura del seguro de carga. El conocimiento de esta información por parte del cliente reduce cualquier reclamo que puede surgir durante una exportación.

La creación de un modelo dinámico considerando conceptos de machine learning ayudará a tener un mejor control sobre el servicio y la empresa tendrá un factor diferenciador en el mercado. Se otorgará la potestad a la consolidadora de carga XYZ de determinar si el cliente necesita o no el seguro de carga, con base en la información de embarques a disposición de los colaboradores. Con esto se puede simplificar el proceso de venta, por

medio de un circuito de comunicación directo entre el cliente, la consolidadora de carga XYZ, y la compañía de seguros.

Justificación

Dentro de la última década, la cadena de suministro ha sido estudiada de manera exhaustiva, siendo así tema de vital importancia debido a su alto nivel de complejidad a nivel empresarial. En una empresa donde se maneja la mercadería de manera terrestre como marítima, siempre se presentan errores o inconvenientes comunes. “Encuestas recientes indican que las empresas están luchando por lograr una ventaja competitiva debido a la implementación de la cadena de suministro a un sistema informático.” (Msimangira and Venkatraman, 2014). Por tanto, dentro de este presente trabajo, mediante el uso de software especializado, se conocerán las variables para medir el riesgo dentro de los embarques de las consolidadoras de carga.

El tema a profundizar dará a entender la importancia de la simplificación de procesos al implementar el concepto de machine learning, con su finalidad de proveer soluciones a inconvenientes que ocurran en el comercio internacional. La información que se presentará posteriormente consiste en datos obtenidos de una consolidadora de carga, la cual presentaba problemas en el arribo de los embarques al destino.

Tanto las consolidadoras de carga como las líneas navieras deben entender el flujo y proveer la información que necesitan los clientes, es por eso que existe una gran competencia en esta industria. Nataraj et al. (2019) expresan que debido a factores como la globalización del comercio, la necesidad de transporte de productos aumenta continuamente, es por eso que prevalece una competencia feroz entre las compañías navieras, y se necesita una toma de decisiones inteligente para tener éxito en tal ambiente.

Alcance

La presente investigación está dirigida hacia las empresas cuyas actividades impulsen el comercio internacional del país a través del transporte de mercancías, y deseen hacer esto de manera segura. Cabe mencionar que

se realizará hincapié en el transporte por medio de la vía marítima de la consolidadora de carga XYZ, la cual desempeña la función de intermediario en una importación y exportación.

El estudio también toma en consideración a las organizaciones responsables de supervisar y controlar el comercio exterior con el propósito de sugerir nuevas normas que regulen el servicio de seguro de carga. Es de suma importancia incluir tanto a la parte administrativa (personas que coordinan los embarques) como la operativa (aquellos que manipulan los contenedores) debido a que necesitan estar conscientes e informados acerca del riesgo presente en las actividades cotidianas del comercio exterior y su incidencia en la carga.

Objetivos

Objetivo general.

Analizar el riesgo de los seguros de embarque mediante modelos dinámicos basados en conceptos de machine learning.

Objetivos específicos.

- Fundamentar teóricamente los factores relacionados al riesgo en las exportaciones mediante la revisión de literatura buscada en artículos científicos.
- Analizar la metodología de análisis no supervisado para la aplicación de conceptos de machine learning.
- Evaluar el algoritmo y su incidencia en el proceso de solicitar un seguro de embarque.

Capítulo II. Fundamentación Teórica

Marco teórico

Proceso administrativo y operativo de exportación.

Existen dos grupos que participan en el proceso de exportación, el personal administrativo y el operativo. El personal administrativo se encarga de recibir la información de la carga del cliente para procesarla en su sistema, de esta manera, se podrá emitir la documentación necesaria para completar el proceso y cumplir con lo estipulado en la ley. La figura 3 describe el proceso de exportación desde el punto de vista del personal administrativo:

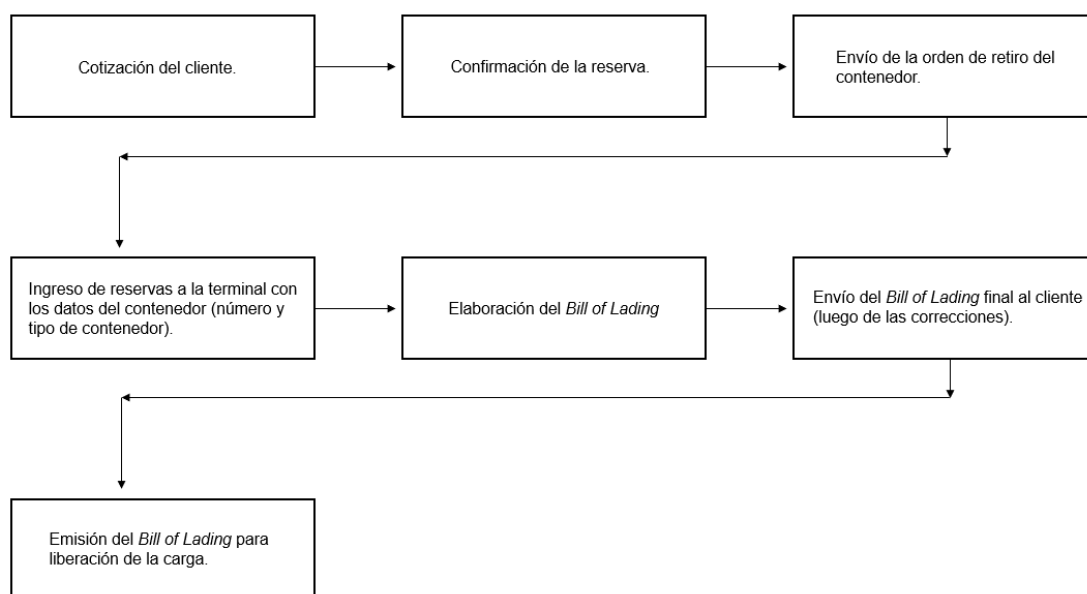


Figura 3. Flujograma del proceso administrativo de exportación.

Cabe mencionar que el personal administrativo debe comunicar al cliente toda novedad que se presente durante el proceso, con el fin de evitar retrasos en el mismo. El tiempo que toma cada actividad y la comunicación son determinantes ya que toda la documentación debe estar completa antes del zarpe del buque. Según De La Hoz et al. (2016) es importante que las empresas midan y evalúen los factores clave que potencializan sus condiciones para competir con probabilidades de éxito en los mercados internacionales.

Por otro lado, el personal operativo desempeña las funciones que incluyen el manipuleo de contenedores con sus respectivas cargas, desde el depósito hasta el puerto. La información la provee el personal administrativo (a través de un sistema) para que el cliente cargue su mercancía de acuerdo a lo negociado. Notteboom et al. (2021) mencionaron que las empresas dedicadas al transporte de carga contenerizada pueden alcanzar éxito comercial y operacional por medio de una gestión efectiva de sus activos. La figura 4 muestra el proceso operativo de la exportación:

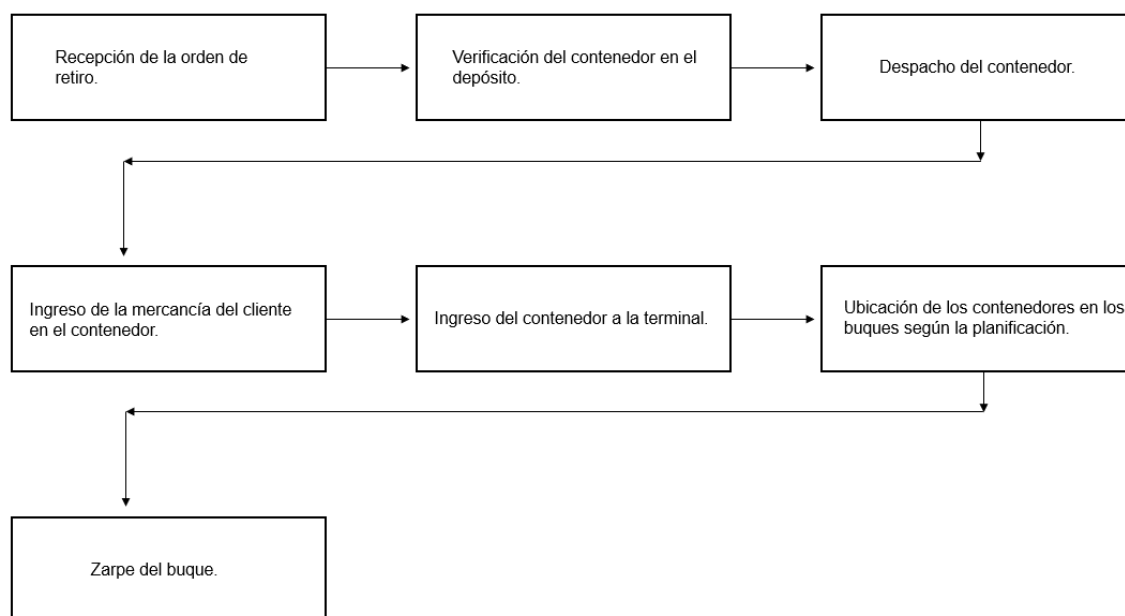


Figura 4. Flujograma del proceso operativo de exportación.

Factores que inciden en la exportación.

En el comercio internacional se deben considerar distintos factores para la internacionalización de las mercancías. Cárdenas y Guerra (2018) identificaron algunos aspectos que influyen en el proceso de exportación, por lo tanto, los exportadores deben considerarlos para una toma de decisiones más acertada:

- Incoterms.
- Estudio del mercado de destino.
- Documentación.

- Leyes y restricciones en el país de destino.
- Días de tránsito
- Entrega de mercancía.
- Costos de transporte en el país de destino.
- Transporte internacional.
- Manipulación de la carga.
- Costos de la documentación y tramitología.

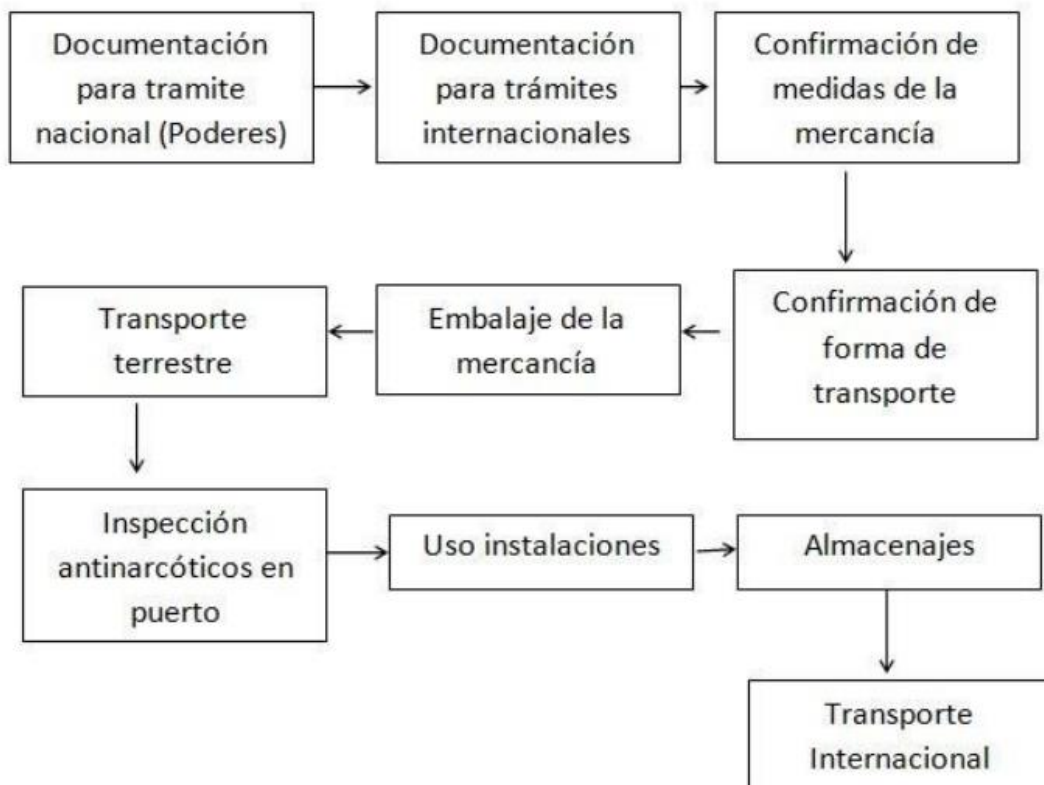


Figura 5. Aspectos involucrados en el proceso de exportación (Cárdenas y Guerra, 2018).

Transporte multimodal.

De acuerdo con Marinucci (2021) la logística es uno de los pilares del comercio internacional de bienes, porque permite la conectividad global e influye sobre el costo y la fluidez del envío. Esto tiene incidencia en la competitividad de cada país, la cual se evidencia a través de la efectividad del transporte de las mercancías hacia otros mercados. A pesar de que han

habido ciertas mejoras tecnológicas, el transporte de carga ha sido estable, contando con un crecimiento evolutivo (Beresford et al., 2021).

Para que las mercancías, por medio de la vía marítima, arriben a su destino tienen que pasar por varios días de tránsito. Actualmente los que participan en el comercio exterior no se limitan a tener una óptica dirigida hacia el transporte desde un puerto a otro. Se considera una mayor cobertura, resultando en una cadena logística más completa, siendo la bodega del exportador el punto de partida y la bodega del importador el punto de llegada.

La mayoría de veces se utilizan puertos de transbordo, lo que implica una serie de movimientos en los contenedores debido al cambio de transporte que se debe hacer. Este cambio puede ser a transporte terrestre o se mantiene en la vía marítima, pero con un medio de transporte especial. Con esto se logra un mayor alcance, por ejemplo, las ciudades que se encuentren alejadas de los puertos pueden recibir carga contenerizada por medio de sistemas de ferrocarril, transporte terrestre o *feeders*.

Dua y Sinha (2015) determinaron que cuando el transporte multimodal se combina con la contenerización existen ventajas en las distintas etapas de la cadena de abastecimiento. La implementación de este tipo de transporte involucra el proceso de toma de decisiones con el propósito de establecer un método acertado. Se realiza énfasis en la combinación de las formas de transporte para conseguir un bajo costo, distancia o tiempo, de acuerdo a necesidades específicas (Beresford et al., 2021). La figura 6 presenta una guía para la toma de decisiones en el transporte multimodal:

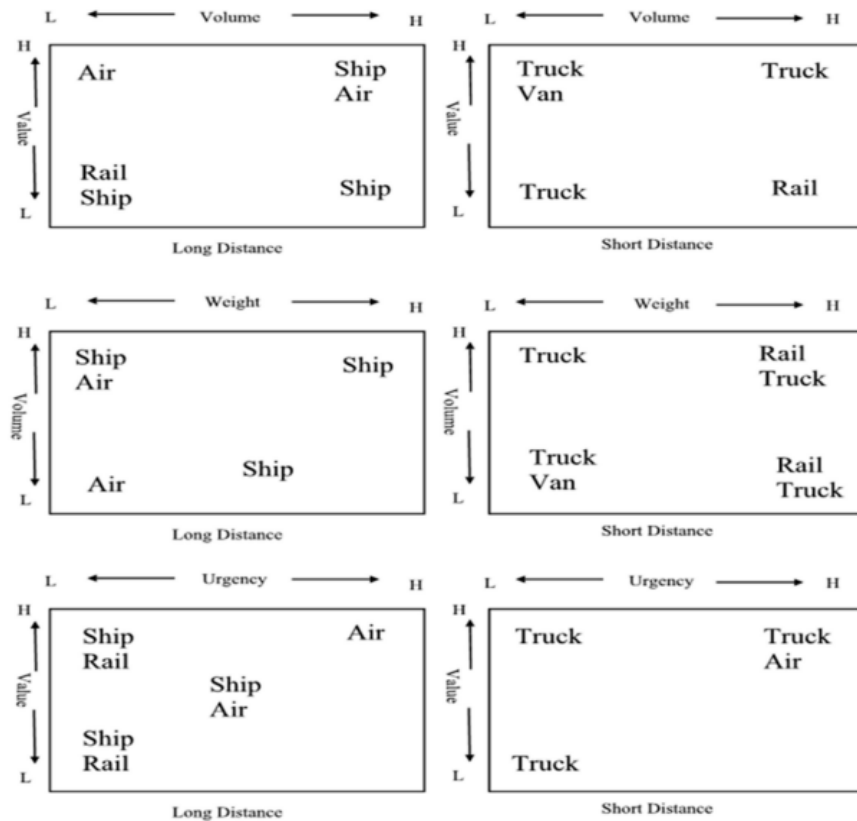


Figura 6. Toma de decisiones para el transporte multimodal (Beresford et al., 2021).

Dua y Sinha (2015) identificaron que varias compañías basan su competitividad en el tiempo de entrega. El sistema de toma de decisiones propuesto en la figura 6 se adapta a distintos escenarios, convirtiéndose en una herramienta al momento de plantear rutas por las que se va a transportar la carga. Los factores claves que se identificaron fueron los siguientes:

- Volumen de la carga.
- Valor de la carga.
- Distancia que recorre.
- Peso de la carga.
- Urgencia por obtener la carga.

Con base en esto, se puede determinar cuál es el mejor medio de transporte en una situación en específico. En este caso se consideran las tres vías, la terrestre, marítima y aérea. Además, se determinaron escalas desde el nivel más bajo, avanzando progresivamente hacia el más alto, de esta manera se evidencia qué tan efectivo y en qué casos resulta óptimo la aplicación del transporte multimodal.

Concepto de transporte multimodal según varios autores.

A continuación, las tablas 2 y 3 muestran las perspectivas de varios autores con respecto al concepto de transporte multimodal:

Tabla 2.
Conceptos de Transporte Multimodal. 1/2

Autor	Definición
(Jones et al., 2000)	“El envío de carga y el movimiento de personas que involucran más de un modo de transporte durante un solo viaje continuo”.
(Southworth y Peterson, 2000)	“Movimiento, en el que dos o diferentes modos de transporte están vinculados de extremo a extremo para mover mercancías y/o personas desde el punto de origen hasta el punto de destino”.
(Min, 1991)	“El movimiento de productos desde el origen hasta el destino utilizando una mezcla de varios modelos de transporte”.
(Van Schijndel y Dinwoodie, 2000)	“El movimiento de carga del embarcador al consignatario utilizando dos o más modos distintos considerando una sola tarifa, con facturación y responsabilidad directas”.
(D'Este, 1995)	“Un marco técnico, legal, comercial y de gestión para el movimiento de mercancías puerta a puerta utilizando más de un modo de transporte”.
(TRB, 1998)	“Transporte de mercancías contenerizadas que se pueden mover por tierra por ferrocarril o camión y por agua por barco o barcaza. Además, generalmente se entiende que el flete intermodal incluye el envío de mercancías a granel que implica transferencia y flete aéreo (camión-aéreo)”.
(Ludvigsen, 1999)	“Transporte de mercancías en contenedores en una misma unidad de transporte de carga, que utilizan sucesivamente varios modos de transporte sin entregar la mercancía en sí mismos en cambio de modo”.
(Murphy y Daley, 1998)	“Un contenedor u otro dispositivo que puede ser transferido de un vehículo o modo a otro sin que el contenido de dicho dispositivo sea recargado o redistribuido”.

Fuente: Dua y Sinha (2015) citado de (Caris et al., 2014, p. 1; Reis et al., 2013, p. 2).

Tabla 3.
Conceptos de Transporte Multimodal. 2/2

Autor	Definición
(Taylor y Jackson, 2000)	“El transporte coordinado de mercancías en contenedores o remolques mediante una combinación de camión y ferrocarril, con o sin enlace marítimo”.
(Slack, 1996)	“Cargas unitarias (contenedores, remolques) que se transfieren de un modo a otro”.
(Spasovic y Morlok, 1993)	“El movimiento de remolques o contenedores de carretera por ferrocarril en línea entre terminales ferroviarias y por remolques de tractores desde las terminales hasta los destinatarios (denominados consignatarios) y desde los cargadores hasta las terminales en el área de servicio”.
(Nierat, 1997)	“Un servicio en el que los servicios ferroviarios y de camiones se combinan para completar un movimiento puerta a puerta”.
(Harpers y Evers, 1993)	“Uno o más transportistas brindan el segmento del viaje de servicio de recogida y entrega de corta distancia y uno o más ferrocarriles brindan el segmento de larga distancia o de línea”.
(Evers, 1994)	“El movimiento de remolques de camiones/contenedores por ferrocarril y autotransportistas durante un solo envío”.
(Nozic y Morlok, 1997)	“El movimiento de camiones y contenedores en vagones de ferrocarril entre terminales, con transporte por camión en cada extremo”.
(Caris et al., 2014, p. 1)	“La cadena de suministro intermodal puede interpretarse como una cadena de actores que suministran un servicio de transporte”.

Fuente: Dua y Sinha (2015) citado de (Caris et al., 2014, p. 1; Reis et al., 2013, p. 2).

Riesgo en una exportación.

El riesgo está presente en todos lados, sobre todo en la industria de transporte marítimo. La operatividad de toda esta industria fue mermada por la pandemia de covid en el año 2020 debido a la falta de mano de obra por

parte del personal administrativo y operativo. La pandemia de coronavirus dio a conocer la vulnerabilidad de las cadenas de abastecimiento a través de varias industrias (Park, 2020).

Cabe recalcar que el *core business* en la industria de transporte marítimo es la rotación continua de los contenedores. Los riesgos deben ser identificados y evaluados con el fin de definir si es asumible o da como resultado escenarios desfavorables para todas las partes. Sadgrove (2016) mencionó que una organización que intente eliminar por completo los riesgos no podrá crear valor (p.4).

En la mayoría de casos, los riesgos representan un peligro, a pesar de esto, la existencia del mismo es necesaria con el propósito de que las empresas innoven. A través de la innovación el producto o servicio mejora, por ende, también aumenta la competitividad en el mercado. El cliente tendrá a su disposición algo capaz de adaptarse a sus necesidades, las cuales están en constante cambio.

Durante los primeros meses de la pandemia una gran parte de la industria de transporte marítimo fue afectada por el decrecimiento considerable de la mano de obra en los puertos. La cadena logística experimentó retrasos en todas sus etapas, incrementando los días de tránsito. Esto afectó principalmente a los países cuyo sustento es la producción agrícola ya que es perecible y tiene que llegar a su destino lo más pronto posible. Según Rozhkova y Dalisova (2021) la agricultura es una industria de importancia estratégica que además de proporcionar ganancias, garantiza seguridad alimentaria y nacional en una región.

La innovación de procesos requiere de cambios en la metodología para lograr la eficiencia (Kahn, 2018). Las nuevas medidas que se incluyeron en la industria de transporte marítimo estuvieron dirigidas hacia la búsqueda de nuevas rutas para aliviar el tráfico y acelerar la rotación de contenedores. La implementación del teletrabajo ayudó a disminuir el riesgo hacia la salud del personal administrativo, por el lado de los operativos, se optó por automatizar procesos y reestructurar las actividades en los puertos.

Los riesgos en una exportación pueden surgir a través de todo ese proceso, tanto en la parte administrativa como en la operativa. En la figura 7 se visualiza los riesgos potenciales en la exportación:

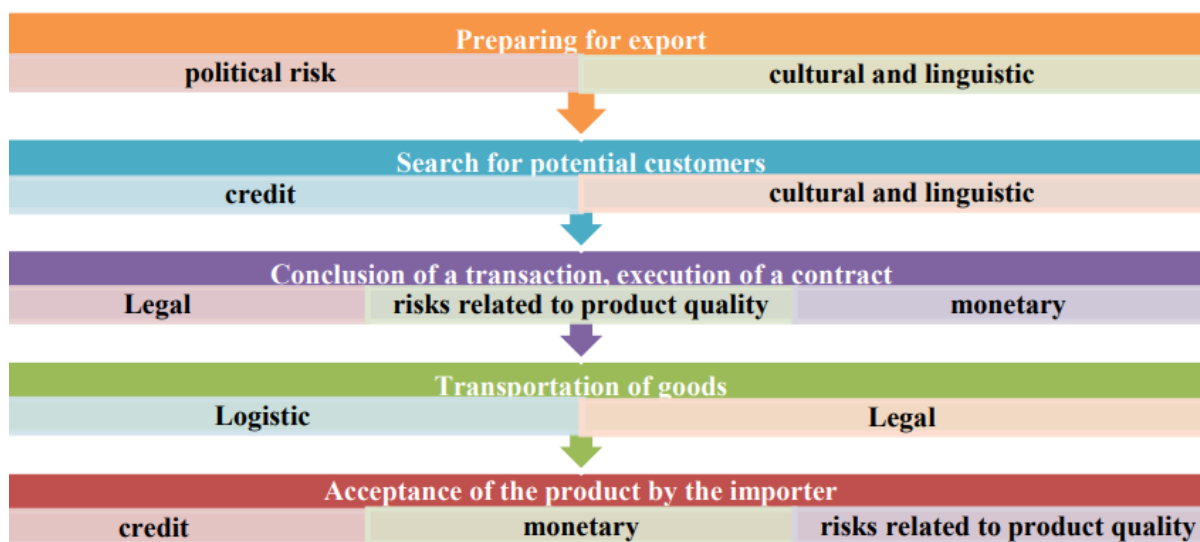


Figura 7. Posibles riesgos en el proceso de exportación (Rozhkova y Dalisova, 2021).

Preparación de una exportación.

Bekaert et al. (2016) consideraron que el riesgo político es aquel que determina qué tanto afectan las acciones de un gobierno sobre la operatividad de las empresas. Este riesgo influye en la industria de transporte marítimo debido a que cada país cuenta con formas distintas de tratar una exportación, contando con restricciones que ayudan a proteger sus intereses. Un ejemplo de riesgo político se evidencia en el momento en que existe un conflicto armado entre 2 países, esto significa que varias mercancías que impulsen el conflicto estarán restringidas para esos destinos.

Búsqueda de clientes potenciales.

El área comercial de las empresas de comercio exterior es la encargada de buscar en el mercado clientes potenciales. Es necesario que

los clientes tengan una buena gestión financiera para que no existan inconvenientes al momento de pagar los servicios contratados. Los clientes deben estar en la capacidad de mantener al día sus obligaciones. El entorno financiero empresarial es un factor importante para el logro de la organización, las nuevas empresas están obligadas por las restricciones financieras a ser muy eficaces en la asignación de sus escasos recursos (Al Muhairi y Nobanee, 2019).

Cierre y ejecución de contrato.

El importador y exportador tienen que negociar hasta que ambos cumplan con sus intereses para cerrar un contrato. Las mercancías deben cumplir con las condiciones que se encuentran en el conocimiento de embarque, además, el comprador debe estar apto para pagar los gastos que se generan y de esta forma, liberar la carga sin inconvenientes. Gaskell et al. (2017) mencionaron que el conocimiento de embarque puede permitir que el consignatario adquiera la posición de las mercancías que arriben al puerto de destino (p. 3).

Transporte de mercancías.

Esta etapa es la más crítica para la carga debido a que es el centro de esta actividad, cabe mencionar que es la que más riesgo representa en una exportación. El personal operativo es el responsable del transporte, el cual es *door to door*, esto significa que las mercancías son manipuladas durante toda la cadena logística, incluyendo las inspecciones antinarcoóticos que deben realizar las autoridades. También hay que considerar los siniestros que puedan ocurrir durante el transporte terrestre, marítimo y los trasbordos.

Aceptación de la mercancía por parte del importador.

El riesgo presente en la última etapa de este proceso es cuando el importador recibe la mercancía. La carga durante el traslado de la bodega del vendedor hacia la del comprador es susceptible a experimentar siniestros

relacionados al error humano (robo, manipuleo y despacho incorrecto de la mercancía) o aquellos que ocurren por factores externos (desastres naturales) lo cual afecta el estado de la misma. Según Yano et al. (2008) la complejidad de proponer planes de carga en los contenedores ha aumentado.

Inteligencia Artificial.

La inteligencia artificial, un tema que ha dado relevancia desde sus inicios en mediados del Siglo XX hasta la actualidad, siendo un tema extenso y complicado de estudiar y analizar, pues utilizan las ciencias exactas para su ejecución. El ser humano está en la constante búsqueda de buscar una herramienta que pueda generar o replicar los procesos cognitivos, pero de una manera que implique menos contacto humano. Según ha definido Rouhiainen (2018), la inteligencia artificial es la capacidad que poseen computadores, máquinas, entre otros de usar algoritmos, ya que pueden aprender de los datos que se obtienen para presentar resultados y tomar decisiones.

Es una ciencia que se viene desarrollando desde hace décadas desde la presentación de computadoras con índole de investigación científica en 1956. El desarrollo de esta ciencia automatiza los procesos humanos con la finalidad de la presentación de resultados, pero con un margen de error más pequeño. Villani (2018) manifestó “que existieron numerosos y variopintos métodos de la inteligencia artificial que han sido utilizados hasta la actualidad (ontológicos, aprendizaje por refuerzo, aprendizaje por confrontación, redes neuronales, etc.)” siendo estos partes de aplicaciones de resolución de problemas de ámbito empresarial, presentarse de manera informativa o de automatización de procesos.

Además, Rouhiainen (2018), manifiesta que la IA ya ha estado siendo utilizada por los seres humanos para lograr obtener eficiencia en varios ámbitos. Siendo el reconocimiento facial, protección cibernética, texto predictivo las más conocidas y comunes. Así, en el largo plazo, dentro del punto de vista empresarial, la IA proveerá ventajas competitivas para su

crecimiento y predecir situaciones en las que pueden tomar decisiones prácticas y mejores en base a la recolección de datos de manera histórica.

La inteligencia artificial y su desarrollo actual tiene como componente núcleo, los datos, pese a que se utilizan la matemática y la estadística para su ejecución, también es imperativo la recolección y manejo de datos, así estos jugarán un rol importante en varios sectores de la producción. Desde el blockchain hasta los procesos super computacionales han requerido de los algoritmos o modelos que utilicen la IA para el desarrollo de un procedimiento que implique el ahorro del tiempo y un minúsculo margen de error. “La dominación californiana, que persiste en los discursos y en la mente de las personas, alimenta la idea de un camino único, del determinismo tecnológico” (Villani, 2018). Hasta ese entonces Silicon Valley, era conocida como un hub tecnológico, debido a que las grandes corporaciones tecnológicas posicionaron sus oficinas centrales ahí, presentando innovaciones cada año, que revolucionan el estilo de vida de la humanidad.

Si bien es cierto, dentro de la última década se han invertido miles de millones de dólares en Inteligencia Artificial para fines de índole política, geopolítica, seguridad ciudadana, entre otros. Precisamente China y Estados Unidos compiten constantemente por lograr llevar la delantera en ser pioneros de la innovación. Un ejemplo de ellos es el desarrollo de tecnología 5G, la cual permitirá la digitalización de la vida humana en elementos cotidianos (domótica, drones, robots), manteniéndonos conectados, maximizando procesos cada vez con menos intervención humana.

Tabla 4.
Eventos y evolución de la Inteligencia Artificial. 1/2

Año	Evento
1931	El austriaco Kurt Gödel muestra que en la lógica de predicados de primer orden todos los enunciados verdaderos son derivables. En la lógica del orden superior, por otro lado, hay declaraciones verdaderas que no son demostrables.
1937	Alan Turing señala los límites de las máquinas inteligentes con el problema de la detención.
1943	McCulloch y Pitts modelan redes neuronales y establecen la conexión con la lógica proposicional.
1950	Alan Turing define la inteligencia artificial con la prueba de Turing y escribe sobre máquinas de aprendizaje y algoritmos genéticos.
1951	Marvin Minsky desarrolla una máquina de redes neuronales. Con 3000 tubos de vacío simula 40 neuronas.
1955	Arthur Samuel (IBM) construye un programa de damas de aprendizaje que juega mejor que su desarrollador.
1956	<p>McCarthy organiza una conferencia en el Dartmouth College. Aquí se introdujo por primera vez el nombre de Inteligencia Artificial.</p> <hr/> <p>Newell y Simon de la Universidad Carnegie Mellon (CMU) presentan Logic Theorist, el primer programa informático de procesamiento de símbolos.</p>
1958	McCarthy inventa en el MIT (Massachusetts Institute of Technology) el lenguaje de alto nivel LISP. Escribe programas que son capaces de modificarse a sí mismos.
1959	Gelernter (IBM) construyó el probador de teoremas de geometría.
1961	El Solucionador de Problemas Generales (GPS) de Newell y Simon imita el pensamiento humano.
1963	McCarthy fundó el Laboratorio de IA en la Universidad de Stanford.
1965	Robinson inventa el cálculo de resolución para la lógica de predicados.
1966	El programa de Weizenbaum Eliza lleva a cabo diálogos con personas en lenguaje natural
1969	Minsky y Papert muestran en su libro Perceptrons que el perceptrón, una red neuronal muy simple, solo puede representar funciones lineales.
1972	<p>El científico francés Alain Colmerauer inventa el lenguaje de programación lógica PROLOG</p> <hr/> <p>El médico británico de Dombal desarrolla un sistema experto para el diagnóstico del dolor abdominal agudo. Pasa desapercibido en la comunidad de IA dominante de la época.</p>
1976	Shortliffe y Buchanan desarrollan MYCIN, un sistema experto para el diagnóstico de enfermedades infecciosas, que es capaz de hacer frente a la incertidumbre.

Fuente: Ertel, W. (2017) Introduction to Artificial Intelligence.

Tabla 5.
Eventos y evolución de la Inteligencia Artificial. 2/2

Año	Evento
1981	Japón inicia, a un gran costo, el "Proyecto de quinta generación" con el objetivo de construir una poderosa máquina PROLOG.
1982	R1, el sistema experto para configurar computadoras, ahorra a Digital Equipment Corporation 40 millones de dólares al año.
1986	Renacimiento de las redes neuronales a través, entre otros. Rumelhart, Hinton y Sejnowski. El sistema Nottalk aprende a leer textos en voz alta.
1990	Pearl, Cheeseman, Whittaker, Spiegelhalter llevan la teoría de la probabilidad a la IA con redes bayesianas. Los sistemas multiagente se vuelven populares.
1992	El programa Tesauros TD-gammon demuestra las ventajas del aprendizaje por refuerzo.
1993	Iniciativa mundial de RoboCup para construir robots autónomos que juegan al fútbol.
1995	A partir de la teoría del aprendizaje estadístico, Vapnik desarrolla máquinas de vectores de soporte, que son muy importantes en la actualidad.
1997	<p>La computadora de ajedrez de IBM Deep Blue derrota al campeón mundial de ajedrez Gary Kasparov.</p> <hr/> <p>Primera competencia internacional de RoboCup en Japón.</p>
2003	Los robots en RoboCup demuestran de manera impresionante lo que la IA y la robótica son capaces de lograr.
2006	La robótica de servicios se convierte en una importante área de investigación de IA.
2009	El primer automóvil autónomo de Google circula por la autopista de California.
2010	Los robots autónomos comienzan a mejorar su comportamiento a través del aprendizaje.
2011	"Watson" de IBM vence a dos campeones humanos en el programa de televisión "Jeopardy!". Watson entiende el lenguaje natural y puede responder preguntas difíciles muy rápidamente.
2015	<p>Daimler estrena el primer camión autónomo en Autobahn.</p> <hr/> <p>Los autos autónomos de Google han recorrido más de un millón de millas y operan dentro de las ciudades.</p> <hr/> <p>El aprendizaje profundo permite una muy buena clasificación de imágenes.</p> <hr/> <p>Las pinturas al estilo de los Viejos Maestros se pueden generar automáticamente con aprendizaje profundo. ¡La IA se vuelve creativa!</p>
2016	El programa Go AlphaGo de Google DeepMind vence al campeón europeo 5:0 en enero y al coreano Lee Sedol, uno de los mejores jugadores de Go del mundo, 4:1 en marzo. Las técnicas de aprendizaje profundo aplicadas al reconocimiento de patrones, así como el aprendizaje por refuerzo y la búsqueda del árbol de Monte Carlo conducen a este éxito.

Fuente: Ertel, W. (2017) Introduction to Artificial Intelligence.

Estos fueron los mayores logros obtenidos durante el descubrimiento y desarrollo de la inteligencia artificial. Mayormente se dieron en el Siglo XX, época donde se databa el uso de la aritmética, estadística e informática para su desarrollo a lo largo de ese período y actualmente jugando un rol primario y primordial en el acceso, manejo y evolución de avances tecnológicos para la simplificación de vida para las personas.

Machine learning.

Dentro de los conceptos de la extensa ciencia de datos, una rama de la inteligencia artificial, es el machine learning o aprendizaje automático, es aquella que tiene capacidad de aprendizaje y produce resultados sin necesidad de estar programados. Desde la salida de computadores de casa y portátiles, simplificaron la vida de los consumidores, automatizando algunas actividades para promover la eficiencia del trabajo, reduciendo la carga laboral. “Por el contrario, gracias al aprendizaje automático, muchos de los dispositivos que verás en el futuro obtendrán experiencia y conocimientos a partir de la forma en que son utilizados para poder ofrecer una experiencia al usuario personalizada” (Rouhiainen, 2018). Por lo general, dentro de los comandos establecidos por los investigadores o usuarios de los softwares especializados emiten los resultados. Dentro del aprendizaje automático tomarían en cuenta las predicciones o el histórico de resultados creados con los comandos anteriores.

“Los avances en ML han permitido el reciente surgimiento de sistemas inteligentes con capacidad cognitiva similar a la humana que penetran en nuestra vida comercial y personal y dan forma las interacciones en red en los mercados electrónicos de todas las formas imaginables.” (Janiesch et al., 2020) Esto ocurre principalmente a que las compañías aumentan la productividad para la toma de decisiones, compromiso, adaptando a las preferencias del usuario. La capacidad de estos sistemas para la resolución avanzada de problemas, generalmente denominada inteligencia artificial (IA), se basa en modelos analíticos que generan predicciones, reglas, respuestas, recomendaciones o resultados similares.

Janiesch et al. (2020) también expresa que, “en las últimas décadas, ML ha progresado enormemente en su campo, con grandes avances y son notorios en los sofisticados algoritmos de aprendizaje y sus técnicas de preprocesamiento.” El machine learning supera esas mismas limitaciones, por tanto, los sistemas o avances tecnológicos serán cada vez más comunes al alcance humano y a grandes corporaciones que necesitan para maximizar la producción y reducir los costos de ciertos procesos gracias a la reducción de intervención humana en los mismos. Por esta razón, los algoritmos de ML se han aplicado con éxito en muchas áreas, como la detección de fraudes, la calificación crediticia, el análisis de la próxima mejor oferta, el reconocimiento de voz e imágenes o el lenguaje natural.

Es innegable que la evolución de las TICs ha cambiado drásticamente nuestras vidas y hubo un sinnúmero de mejoras en nuestros trabajos del día a día. Sin embargo, sin la existencia o aplicación del aprendizaje automático, habrían asignaciones o tareas que implicaría un mayor grado de dificultad o de uso del tiempo, haciendo menos eficiente la labor en el trabajo. En cuantiosos casos, han transformado nuestros dispositivos o herramientas electrónicas en verdaderas extensiones cognitivas que provocan un cambio en la manera en la que cambiamos las interacciones en el día a día. “Las TICs lograron este objetivo al llenar el vacío entre la percepción humana, el lenguaje, el razonamiento y el modelo y los instrumentos artificiales.” (Bonaccorso, 2017)

Dentro del concepto de la Inteligencia Artificial, el Machine Learning tiene varios tipos de aprendizaje, algunos más utilizados que otros. Sin embargo, cumplen la función de proveer al investigador o científico de datos la información requerida acorde al tipo de elemento o concepto del machine learning, ya que, usando de diferentes tipos de algoritmos para la solución de diferentes situaciones en la que se emplean los datos. A esto se le incluye, el tamaño de la población, el número de variables y el tipo de modelo en el que se pueda emplear de mejor manera para su ejecución.

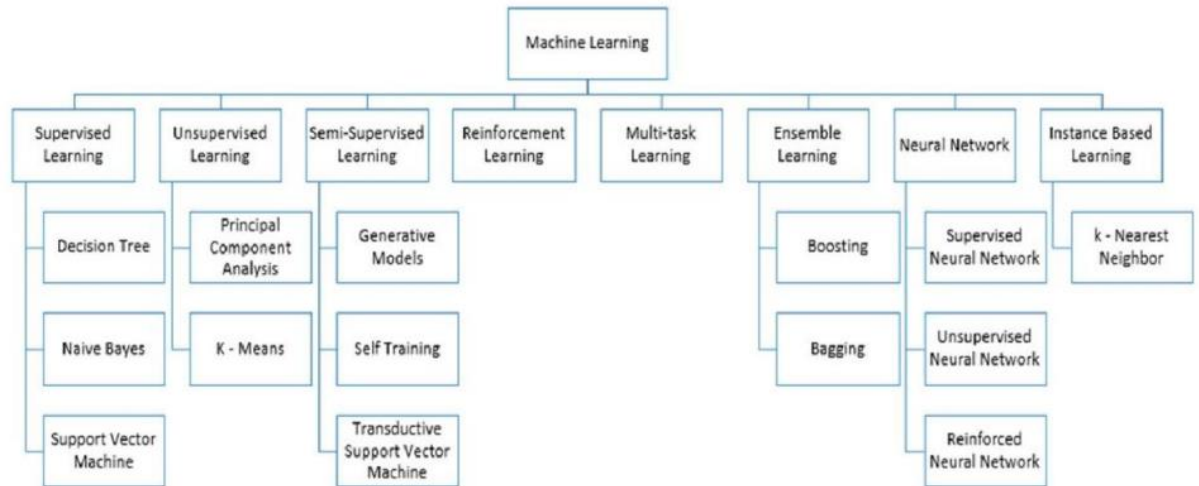


Figura 8. Mapa conceptual de los subtipos de Machine Learning. (Mahesh, 2019)

Aprendizaje no supervisado.

Este método juega un rol importante dentro de varios escenarios en los que la proliferación de los datos son provistos hacia el investigador. Según Celebi y Aydin (2016) sostienen que los datos sin etiquetas y en gran escala generalmente se los agrupa en clústeres y, mediante métodos o algoritmos, puedan categorizarlos. Dentro de este contexto, los algoritmos deben aprender de los datos puestos para su clasificación a clústeres que posean propiedades similares.

“La agrupación (o clustering) de datos es un enfoque no lineal basado en datos que se puede implementar para dividir conjuntos de datos espaciales y temporales.” (Borzooei et al., 2020) Dentro del clustering, se pueden categorizar los datos, de acuerdo a las características que poseen mediante el uso de algoritmos. Los más comunes o utilizados son el k-means y el método mixto gaussiano.

$$p(x|\lambda) = \sum_{i=1}^M w_i g(x|\mu_i, \Sigma_i)$$

Figura 9. Fórmula del método gaussiano para la clusterización de datos. (Borzooei et al., 2020)

Sin embargo, hay un problema que prevalece en la mayoría de los casos al momento de la ejecución de los datos: las anomalías. Dentro de un conjunto de datos, hay situaciones en las que se presentan valores o datos atípicos, las cuales son un conjunto de informaciones que no presentan las mismas propiedades o características que el resto de datos. Estos al ejecutarse afectarán al set de datos, es decir, su robustez no será la misma, influyendo a los demás datos proveyendo un resultado que podría ser distinto a como si este fuese eliminado.

“El problema de la detección de valores atípicos/anomalías es uno de los problemas más fundamentales en la minería de datos.” (Yamanishi et al., 2004) En casos como detección de fraude de una tarjeta de crédito o cuando se registran actividades sospechosas en redes sociales representan como un dato atípico. Por tanto, se requiere de un modelo de machine learning no supervisado para conocer y aprender de datos que no forman parte del set de datos actual y poder identificarlo.

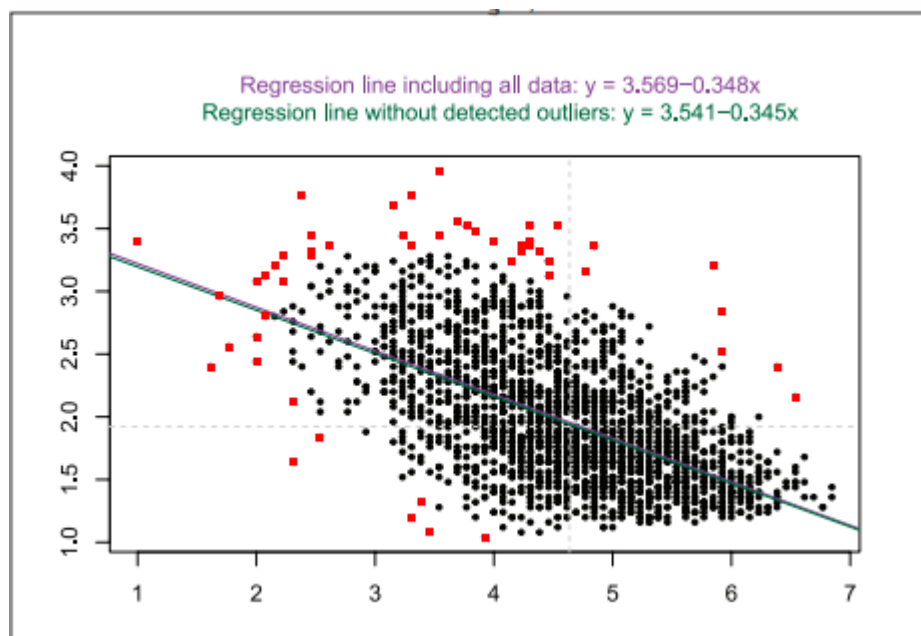


Figura 10. Regresión lineal con los outliers (valores atípicos) identificados. (Leys et al., 2019)

Al ejecutar datos que presentan este tipo de inconvenientes o información poco útil, consecuentemente, el modelo aprenderá de manera menos eficiente a diferencia si el investigador realiza cambios al respecto. “Los métodos de extracción de características producen un conjunto de

vectores continuos que representan instancias de datos en el espacio de las características extraídas.” (Farahat, A. et al., 2012).

Marco Conceptual

Conocimiento de embarque o Bill of Lading (BL).

De acuerdo con Gaskell et al. (2017) “el conocimiento de embarque es un documento que registra que ciertas mercancías han sido cargadas a bordo de un barco” (p. 2). Este documento es necesario en una importación y exportación debido a que en el mismo consta la mercancía que se va a comercializar, junto con su cantidad y peso. Hay varios tipos de emisión (origen, destino, express y telex) sin embargo, eso depende en la negociación de ambas partes.

Transporte multimodal.

“El transporte multimodal es la integración de diferentes modos y nodos en la cadena de suministro global para llevar a cabo el transporte, con el objetivo de proporcionar productos en todas partes del mundo a un costo óptimo” (Dua y Sinha, 2015). Este concepto se ha desarrollado a lo largo de los años a tal punto de convertirse en una práctica común que aporten al valor agregado de las empresas de la industria de transporte marítimo. Es necesario considerar varios modos, de esta manera habrá una mayor cobertura a los lugares que se encuentren alejados de los puertos principales.

Logística internacional.

Wood et al. (1995) determinaron que la logística internacional tiene como enfoque la comercialización de bienes entre partes que se encuentran en 2 o más naciones (p. 8). Cabe mencionar que el enfoque va dirigido hacia ofrecer un servicio integral, capaz de cumplir con las necesidades del cliente. Este concepto y el de transporte multimodal se complementan perfectamente, el desarrollo de ambos permite eficiencia con respecto al tiempo de tránsito y costos.

Seguro de carga.

Padilla (2017) define el seguro de carga como “el contrato la institución o persona encargada asume los riesgos, pérdidas y daños materiales durante el transcurso de viaje por las vías marítima, fluvial o aérea.” Dentro del comercio exterior es esencial la aseguración de la carga, debido a todo tipo de incidentes que podría provocar el daño o pérdida material que provocaría el aumento de gasto y pérdidas económicas a la empresa o multinacional. Sin embargo, el tipo de seguro aplicado a la carga depende del tipo de modalidad, cobertura, si es deducible, etc.

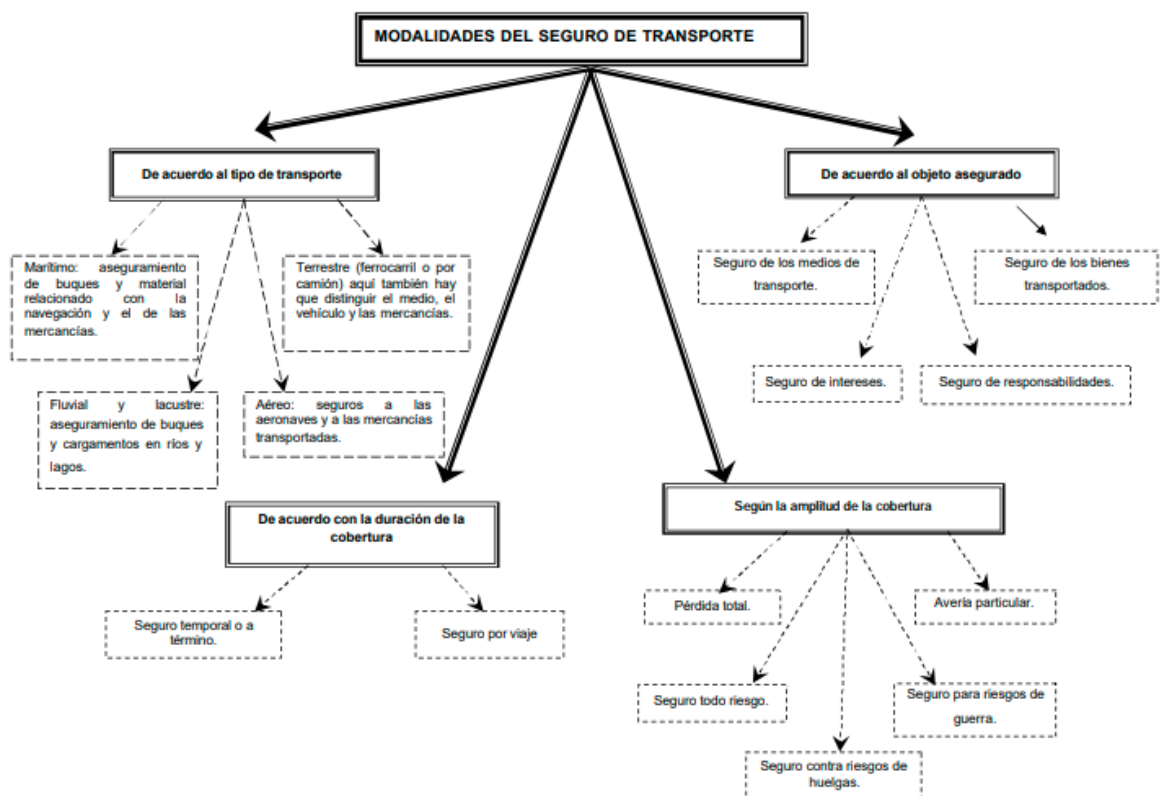


Figura 11. Modalidades del Seguro de Transporte. (Padilla, 2017)

Los tipos de seguro como son mostrados en la figura 10 tienen su valor y porcentaje de cobertura, todo depende del tipo de transporte, del tipo de objetos que son transportados, la duración y la amplitud de cobertura. Generalmente, en las importaciones, se debe tomar en cuenta estos tipos de modalidades al momento de aplicar un seguro. En caso que la carga venga

con inconvenientes o daños, se debe comunicar con la aseguradora para proveer soluciones.

Inteligencia Artificial.

Según Leyva-Vásquez (2018), la inteligencia artificial consiste en la creación de agentes racionales que perciben el ambiente y toman decisiones para maximizar las oportunidades de alcanzar determinadas metas. Pues, la IA se concentra en replicar de manera muy similar al pensamiento humano de manera en que al presentar resultados con la aplicación de modelos o algoritmos pueda proveer decisiones que favorezcan a un negocio, empresa, entre otros.

Actualmente la inteligencia artificial sirve como componente fundamental para el avance tecnológico de varios sectores de un país. Pues “la IA utiliza muchas técnicas diferentes para resolver una gran cantidad de tareas” (Boden, 2018), es decir, desde sus inicios usando la estadística mediante el análisis de datos como también sus avances más grandes en los teléfonos móviles con el reconocimiento de voz y texto predictivo. La domótica es un gran ejemplo de cómo la inteligencia artificial es aplicada en actividades diarias debido a la implementación de un sistema que está programado para que un hogar o establecimiento sea inteligente.

Machine learning.

“El aprendizaje automático (ML) se utiliza para enseñar a las máquinas cómo manejar los datos de manera más eficiente.” (Mahesh, 2018) Esto ocurre principalmente cuando se utilizan grandes cantidades de datos, por tanto es complicado la interpretación. El propósito o fin del aprendizaje automático es aprender de los datos. Muchos matemáticos y programadores aplican varios enfoques para encontrar la solución a este problema que tienen grandes conjuntos de datos.

Regresión logística.

“Los modelos de regresión logística se utilizan para estudiar los efectos de las variables predictoras en los resultados categóricos.” (Nick y Campbell, 2019) Sin embargo, existen varios tipos de regresión logística. Depende de la cantidad de variables que esta posea, en caso de ser una sola variable, sería un modelo de regresión simple. En caso de tener dos variables, sería un modelo de regresión binaria, y finalmente si existen tres o más sería una regresión logística multivariable.

Este modelo es un modelo no supervisado, por tanto, aprende de sí mismo sin intervención humana. Añadiendo que, este modelo tiene utilidad en la predicción de resultados, sea si posee alguna característica o variable, o esta no la posea.

Outliers.

Gosh y Vogt (2012) definen a los outliers como un valor atípico que se encuentra alejada de la mayoría o del grupo de observaciones. Los datos o valores atípicos, generalmente son datos que afectan al modelo y a sus resultados. Al presentar varios outliers, provoca que la calidad de los resultados, por tanto, el científico de datos debe proceder a la limpieza de datos.

Los valores o datos atípicos y estos son, generalmente, errores. El origen de estos comúnmente se encuentra dentro de una encuesta para la recolección de datos. Cabe la posibilidad de que sea un error de medición, ya que el instrumento al otorgar la respuesta no da un valor preciso completamente. Otra posibilidad es de un error de tipo administrativo, es decir, al ingresar el o los valores de la muestra, hayan sido mal escritos. Finalmente, por error de muestreo, es decir, si el dato no se encuentra puesto de alguna manera en el reporte o recolección de datos.

Business Intelligence.

Choi et al. (2020) definen a la Inteligencia de Negocios como un término que adquiere, interpreta, recopila, analiza y obtiene información de negocios o emprendimientos en varios contextos. Dentro de una civilización moderna, en la que dependemos casi en su totalidad de la tecnología, es muy útil esta herramienta. Dentro del punto de vista empresarial, con los datos obtenidos de información recopilada en los sistemas o programas de otras empresas o encuestas, su utilidad final es entender la situación o contexto actual de un sector de producción o mercado para la toma de decisiones correctas.

Capítulo III. Diseño Metodológico de la Investigación

Dentro de lo que se conoce en la investigación realizada, se toman en cuenta el tipo de modelo a utilizar, la población, la muestra y la búsqueda para una solución respecto al problema planteado anteriormente. “Las investigaciones pueden cubrir distintos aspectos de una variable” (Álvarez, 2020). Esto hace referencia a que, de acuerdo a lo se quiere llegar, con la obtención de datos y un análisis, se pueden conocer las causales o indicios de lo que puede afectar en los resultados luego de la ejecución del modelo.

En este capítulo se dará a conocer el procesamiento de la información de la consolidadora de carga XYZ, por medio del software RStudio. El propósito de esto es simplificar el proceso de venta del seguro de carga y mejorar la toma de decisiones, desde la óptica de la consolidadora de carga XYZ.

Diseño de investigación.

Alcance de investigación.

Dentro de los alcances pertinentes a la presente investigación, se escogió la investigación de tipo exploratoria, es decir, la investigación respecto a un contexto o problemática que no ha sido estudiado lo suficiente. Con esto, determinar las causas y razones de determinada situación. Como consecuencia, se investiga y se comprueba a las hipótesis planteadas por el investigador.

Nieto (2018) también sustentó que las investigaciones de tipo exploratorias desempeña el rol de dar a conocer y familiarizarse con fenómenos relativamente o completamente desconocidos, y que, al obtener información sobre la posibilidad de la existencia de llevar a cabo una investigación más completa respecto de un contexto particular o puntual, se investigan nuevos problemas, se identifican conceptos. Consecuentemente para futuras investigaciones se podrían analizar otros factores, variables u otros elementos que no fueron previamente examinados en la investigación principal.

Enfoque de investigación.

Dentro de los enfoques se conoce, estos se dividen en enfoque de tipo cuantitativo y de tipo cualitativo. Vega-Malagón et al. (2014) sustenta que el investigador debe mantener una postura basada en el pragmatismo, debido a que no hay un paradigma mejor que el otro, todo dependería de las necesidades de la investigación. Se entiende por cuantitativo, la creación de hipótesis en base a los datos recolectados y su ejecución estadística para lograr llegar a un resultado.

Por otro lado, el método cualitativo es aquel que en la recolección de datos, se basa en descripciones o características que no involucran números ni cantidades. Mayormente, esos datos son recolectados en entrevistas, documentación, entre otras. Dentro del presente trabajo, se aplicará el método cuantitativo, debido a la utilización de datos para dar a conocer las variables dependientes e independientes que contribuyan con los objetivos y problemática presentada anteriormente.

Especificación de recolección de datos.

Los datos fueron obtenidos a partir de una fuente secundaria, es decir, que un tercero se hizo responsable de su recolección. La base de datos corresponde a la consolidadora de carga XYZ, la cual se encuentra ubicada en la ciudad de Guayaquil. La información a procesar es de las exportaciones, por medio de la vía marítima, que no contaron con el servicio del seguro de carga, considerando el año 2019.

Este periodo será tomado en cuenta debido a que no existía un fenómeno que afecte drásticamente la cadena logística, lo que incide directamente en cada embarque. En este caso, si se utiliza información que se encuentre dentro del contexto de la pandemia, el modelo no será tan confiable ya que existiría incertidumbre de por medio. De acuerdo con Herrera et al. (2016) una baja calidad de datos impide la creación de conocimiento de alto valor intrínseco.

Población y muestra.

La presente investigación no se ajusta a población o muestra ya que el modelo basado en conceptos de Machine Learning requiere usar la mayor cantidad de registros posibles. La base tiene un total de 860 observaciones. Según Knoll et al. (2016) Machine Learning necesita usar una cuantiosa base de datos que sea de calidad para entrenar de forma adecuada el modelo.

Operacionalización de variables.

La operacionalización de variables es el desglose de las mismas, con el propósito de definir la función que cumplirá cada una en el modelo. Además, se pueden identificar las variables que sean relevantes para la creación del modelo de regresión logística. Como complemento, se ha realizado *data cleaning* (limpieza de datos) debido a que existen datos atípicos que afectan la robustez del modelo, el resultado de esto son las 860 observaciones divididas en 10 variables:

- Mes.
- Puerto de destino.
- Continente.
- TEU.
- Número de contenedores.
- Cont. 20 pies.
- Cont. 40 pies.
- Ingresos.
- Distancia.
- Siniestros en la carga.

El desglose para cada una de las variables es el siguiente:

- **Definición conceptual** - Significado general de la variable.
- **Métrica** - Medida en la que se expresa la variable.
- **Indicador** - Significado de la variable con enfoque hacia la investigación.
- **Apta para el procesamiento?** - Indica si la variable es relevante para el procesamiento o no.

A continuación, las tablas 6 y 7 muestran la operacionalización de variables en la base de datos de embarques de la consolidadora de carga XYZ en 2019:

Tabla 6.

Operacionalización de variables en la base de datos de embarques de la consolidadora de carga XYZ en 2019. 1/2

Variables	Definición conceptual	Métrica	Indicador	Apta para el procesamiento?
Mes	Periodo de tiempo conformado por 30 o 31 días.	Enero, Febrero, Marzo, Abril, Mayo, Junio, Julio, Agosto, Septiembre, Octubre, Noviembre, Diciembre.	Momento en el que se llevó a cabo el embarque.	No
Puerto de Destino	Lugar ubicado en una zona costera habilitado para la comercialización de bienes vía marítima.	-	País al que arriba la carga.	No
Continente	Extensiones de tierra de gran tamaño separadas por océanos.	AMERICA 3: (1) Sudamérica. AMERICA 2: (2) Centroamérica y Caribe. AMERICA 1: (3) Norteamérica. EUROPA 1: (4) Oeste. EUROPA 2: (5) Centro. EUROPA 3: (6) Este. ASIA 2: (7) China, Corea del Sur y Japón. ASIA 1: (8) Oriente medio y el resto de Asia, excepto China, Corea del Sur y Japón.	Zona geográfica a la que arriba la carga.	Si
TEU	La capacidad que tiene un contenedor de 20 pies.	1 TEU: 1 cont. 20 pies. 2 TEU: 1 cont. 40 pies.	Cantidad de contenedores transportados por embarque.	Si

Fuente: Elaboración propia.

En la primera parte de la tabla se identificaron 2 variables que aportarán valor al modelo, continente y TEU. Se han dividido los 3 continentes (Asia, América y Europa), que representan los destinos a los que se dirigen las exportaciones de la consolidadora de carga XYZ. Esta variable es cualitativa, sin embargo, para su procesamiento en RStudio, se han asignado números a las diferentes zonas geográficas, quedando de la siguiente manera:

- América 3: 1
- América 2: 2
- América 1: 3
- Europa 1: 4
- Europa 2: 5
- Europa 3: 6
- Asia 2: 7
- Asia 1: 8

TEU es una variable cuantitativa que indica el total de contenedores transportados por embarque. La métrica de esta variable se interpreta de la siguiente forma: 1 TEU equivale a 1 contenedor de 20 pies, 2 TEU es igual a 2 contenedores de 20 pies o a 1 contenedor de 40 pies. Esto significa que el total de TEUs determina cuántos contenedores están involucrados en un embarque, sin especificar los tipos (20 o 40 pies).

Tabla 7.
Operacionalización de variables en la base de datos de embarques de la consolidadora de carga XYZ en 2019. 2/2

Variables	Definición conceptual	Métrica	Indicador	Apta para el procesamiento?
Número de contenedores	Recipiente metálico capaz de abarcar mercancías para su comercialización vía marítima a nivel internacional.	Unidad.	Cantidad de contenedores transportados por embarque.	No
Cont. 20 pies	-	Unidad.	Cantidad de contenedores de 20 pies transportados por embarque.	No
Cont. 40 pies	-	Unidad.	Cantidad de contenedores de 40 pies transportados por embarque.	No
Ingresos	Valor monetario que se obtiene por la venta de bienes y servicios.	Dólares estadounidenses (\$).	Cantidad de dinero generado por embarque.	Si
Distancia	Longitud en una trayectoria que involucra 2 o más puntos.	Kilómetros (km).	El trayecto que debe recorrer la carga desde el puerto de origen hacia el puerto de destino.	Si
Siniestros en la carga	Acontecimiento que afecta el estado de la carga en cualquier etapa de la cadena logística.	0: No 1: Si	Condición en la que arriba la carga al puerto de destino.	Si

Fuente: Elaboración propia.

En la tabla 7 se encuentran las 3 variables restantes que están aptas para el procesamiento. El ingreso, expresado en dólares estadounidenses (\$), es lo que percibe la consolidadora de carga XYZ por cada embarque, esto varía dependiendo de los TEUs transportados. Al igual que el ingreso, la distancia es una variable cuantitativa, se expresa en kilómetros (km) y demuestra el trayecto de la carga desde el puerto de origen hasta destino. Finalmente están los siniestros en la carga, que es una variable cualitativa. La misma indica si hubo inconvenientes en la mercadería cuando se complete el

trayecto, por medio de 0 (significa que el embarque se llevó a cabo con normalidad) y 1 (significa que si hubo irregularidades).

Importancia de la regresión logística con Machine Learning.

Chitarroni (2002) sostiene que la regresión logística es una herramienta que se utiliza en el machine learning para la predicción de la ausencia o presencia de variables, características o elementos que presentan valores dentro de la naturaleza dicotómica o binaria. Dentro de un contexto social y empresarial, en el que los datos a gran escala juegan un importante rol para la toma de decisiones. Por ende, esta herramienta se ha vuelto una importante herramienta en la clasificación de largos conjuntos de datos. Entre más información relevante posea la dataset, los algoritmos podrán predecir las clasificaciones de manera más precisa.

Las variables, con el uso de la regresión logística realizan la determinación de su peso, demostrando los escenarios o eventos y su alta o poca probabilidad de la ocurrencia del mismo. A diferencia de la regresión lineal, este, junto con sus algoritmos predicen valores numéricos. Estima los coeficientes de una ecuación lineal que contiene una o más variables independientes que mejor predicen los valores de las variables dependientes. La regresión lineal se ajusta a una línea o región recta para minimizar la discrepancia entre los valores de salida previstos y reales.

El modelo de machine learning a utilizar es un modelo no supervisado, es decir, la información presentada en la base de datos aprenderá de sí mismo y no dependerá de análisis ni mediación para el desarrollo y muestra de resultados. Así, como resultado logrará predecir el futuro uso y aplicación de seguros en la carga contenerizada, los posibles factores que perjudiquen a los mismos y la probabilidad de cuántas cargas requirieron de seguros y en cuáles no era necesario.

Capítulo IV. Análisis de resultados

Pasos para la regresión logística.

Para la ejecución del modelo a emplear, el software estadístico a utilizar es 'RStudio' y una base de datos obtenida por la consolidadora de carga XYZ, en la que, sus variables son los continentes enumerados, el número de TEUs, Ingresos (que representan cantidades en miles de dólares), la distancia que es medida en kilómetros y las inconvenientes o siniestros presentados en la carga, estos se miden de manera binaria: "1" representando SI y "0" representando el NO. De la base de datos antes mencionada, en la sección de continentes, son divididos de la siguiente manera:

Tabla 8.
Representación de los variables por continentes.

Numeración	Continente
1	Sudamérica
2	Centroamérica y el Caribe
3	Norteamérica
4	Europa del Oeste
5	Europa Central
6	Europa del Este
7	Oriente Medio y Asia Sur
8	China, Corea y Japón

Fuente: Elaboración propia.

```
Seguros = read.csv2("../DATA/Puga.csv")
```

Los datos al ser recopilados en un archivo de Excel, se encuentra guardado como formato .csv debido a que posee un formato específico de texto que contiene una estructura tabular al momento de proyectar tablas y valores en RStudio. La base tiene como nombre “seguros” en honor a la investigación a realizar.

```
Seguros$Distancia..km.= as.numeric(Seguros$Distancia..km.)  
Seguros$Ingresos = as.numeric(Seguros$Ingresos)
```

Se le adiciona el factor distancia e ingresos junto con la función *as.numeric* para la conversión de datos a otro tipo. Es decir, de factor de carácter a valor numérico.

```
library(caret)
```

Dentro de este código se emplea el paquete “caret”. Mayormente se utiliza cuando se emplea la clasificación y/o regresión dentro de un modelo. Contiene funciones como la separación de datos y pre-procesamiento.

Paso 1. Transformación de variable predictora a factor

```
Seguros$Siniestros.en.la.carga = factor(Seguros$Siniestros.en.la.carga ,  
levels =c(0,1))
```

En este código, se transformó la base de “seguros” junto con el subconjunto “siniestros en la carga”, y se emplea la función vector. A ello, la conversión estaría dividida mediante la función *levels* porque se debe

mantener un orden respecto a las variables utilizadas. En este caso, se usó el valor 1 o el valor 0.

Paso 2. Plantar semilla

```
set.seed(123)
```

Al plantar la semilla, se toma en cuenta el uso de `set.seed` ya que garantiza que se obtendrán los mismos resultados para la aleatorización. Si se aleatorizan algunas observaciones para cualquier tarea en R o cualquier software estadístico, se seguirá obteniendo valores diferentes y esto sucede por aleatoriedad. Si se quiere mantener los valores que aparecen en la primera aleatorización, se podrá almacenar en un objeto después de dicho proceso, o se podrá modificar el procedimiento de aleatorización para que siempre se obtenga el mismo resultado.

Paso 3. Entrenamiento de datos.

```
Entrenamiento = createDataPartition(Seguros$Siniestros.en.la.carga , p=0.7,  
list = F)
```

Para el entrenamiento de datos, se aplica la función “Create Data Partition”. Esta función se aplica para la fragmentación de datos para la prueba y para entrenamiento. En este caso se utilizará la variable “siniestros.en.la.carga” junto con el argumento “p” representa el porcentaje de datos para el entrenamiento, es decir, que el 70% de los datos será destinado para el entrenamiento. Finalmente el argumento “list” se utiliza para mostrar los resultados en una lista. En este caso se acompaña con un “F” que significa falso, por ende, los resultados no serán mostrados en una lista.

Paso 4. Creación del modelo de ajuste logarítmico.

```
Logit = glm(Siniestros.en.la.carga~.,data = Seguros[Entrenamiento,], family  
= binomial)
```

Al emplear un modelo de regresión logística en el presente trabajo, es fundamental el uso de logit, ya que emplea la función “glm” (Modelos Lineales Generalizados por sus siglas en inglés), se los denomina como generalizados porque representan los casos más comunes y particulares, en las cuales, se podrá usar variados modelos lineales en las que se emplea una variable con observaciones independientes. Se toma la data de entrenamiento de la base de datos denominada seguros. Finalmente se inserta el argumento “family=binomial” debido a que la función en sí es binomial, es decir, solo pueden mostrar 2 resultados.

```
par(mfrow= c(2,2))
```

En esta función de representación gráfica se emplea el “mfrow” que representa el esquema a mostrar. En este caso en particular, el 2,2 da a entender que en la obtención de resultados se representará en 2 imágenes en filas y 2 en columnas.

```
plot(Logit)
```

La función “plot”, utilizada comúnmente para la creación de gráficos. Esto va acompañada de la función anterior, la cual da a entender que los gráficos a generar serán vistos en 2 filas y 2 columnas.

Paso 5. Creación de la predicción por probabilidades.

```
Seguros[-Entrenamiento,"Prob_SUCESS"]= predict(Logit,
```

```
newdata = Seguros[-Entrenamiento,],
```

```
type = "response")
```

Se procede a utilizar la base de seguros en conjunto con “Entrenamiento” para después usar la función “predict”. Como su nombre lo indica, sirve de procesos de predicción de probabilidades de la base de datos junto con sus variables. En este caso se toma “[-Entrenamiento,]”, notar que está junto con un signo menos o negativo, por lo que, representa que no se tomará en cuenta la data entrenada. El argumento “type=response” es el

encargado de dar los resultados correspondientes de las probabilidades predichas.

Paso 6. Clasificación

```
Seguros[-Entrenamiento,"Clasificaci?n"]= ifelse(Seguros[-Entrenamiento,  
"Prob_SUCCESS"]>=0.5,1,0)
```

Continuando con la base, se aplica la función “ifelse”, utilizado principalmente para aplicar condiciones en una fórmula, la cual, en esta línea, solicita que la base de datos “Seguros[-Entrenamiento” tenga una efectividad mayor al 0.5 o 1.0

Paso 7. Matriz de confusión

```
table(Seguros[-Entrenamiento,"Siniestros.en.la.carga"],Seguros[-  
Entrenamiento,"Clasificaci?n"],
```

```
dnn = c("Actual","Predicho"))
```

La función “table” se utiliza para la presentación de tablas de frecuencia. Por tanto toma en cuenta la data en conjunto de los siniestros en la carga y su clasificación. Y dnn es lo que genera la división de las variables. Es decir, en este caso, que se divida en “Actual” y “Predicho”

Con la data entrenada

Paso 5. Creación de la predicción por probabilidades

```
Seguros[Entrenamiento,"Prob_SUCCESS"]= predict(Logit,
```

```
newdata = Seguros[Entrenamiento,],
```

```
type = "response")
```

Luego de haber realizado el entrenamiento de datos, se aplica el mismo procedimiento. La única diferencia a mostrar es que la base de “Seguros[Entrenamiento,"Prob_SUCCESS"]” no cuenta con el signo negativo,

por ende, se toma en cuenta el previo entrenamiento de datos y se espera la obtención de resultados diferentes.

Paso 6. Clasificación

```
Seguros[Entrenamiento,"Clasificaci?n"]= ifelse(Seguros[Entrenamiento,  
"Prob_SUCESS"]>=0.5, 1,0)
```

Se aplica la misma función "ifelse". Es importante mencionar que se aplican condiciones en el código.

Paso 7. Matriz de confusión

```
table(Seguros[Entrenamiento,"Siniestros.en.la.carga"],Seguros[Entrenamient  
o,"Clasificaci?n"],
```

```
dnn = c("Actual","Predicho"))
```

En el último paso, se debe obtener datos diferentes a los que se sometieron a pruebas antes. Una vez mostrada la tabla con los valores correspondientes, se puede sacar conclusiones o análisis profundos de la cantidad de carga contenerizada que depende o necesita de un aseguramiento frente a las que no.

Análisis de resultados

La información presentada en los resultados es gracias a la aplicación del modelo de regresión logística y cómo este fue influenciado en gran medida por el uso de 2 variables: distancia e ingresos. A primera mano, se demostró que su nivel de impacto para la carga contenerizada es grande, es decir, que factores subyacentes a las variables antes mencionadas juegan un rol importante, ya que, no todos los contenedores sufren por clima, estado de carga, cuidados, entre otros.

En lo que respecta al modelo empleado, en sí, no presenta significancia, ya que, toda la carga contenerizada, indistintamente de la distancia que recorre y el ingreso que éste provea a la compañía, no determinará el daño a la carga dentro de los contenedores. Lo que brinda significancia al modelo es la evaluación de la matriz de confusión y la probabilidad de éxito, ya que, antes del empleo de la matriz de confusión se venía utilizando las variables de siniestros de carga y junto con la matriz ofrece los valores predichos (casos hipotéticos) y actuales (valor real).

Al visualizar los resultados, se vió afectado el 60% de la carga, significando que es imperativo el seguro para el amparo de la pérdida material importada. El 40% de toda la base de datos no necesitó de seguro de carga. Por consiguiente, el exportador no puede proceder a realizar una exitosa venta o exportación sin la carga asegurada, que podría afectar a gran escala el producto del importador de manera económica y de inventario.

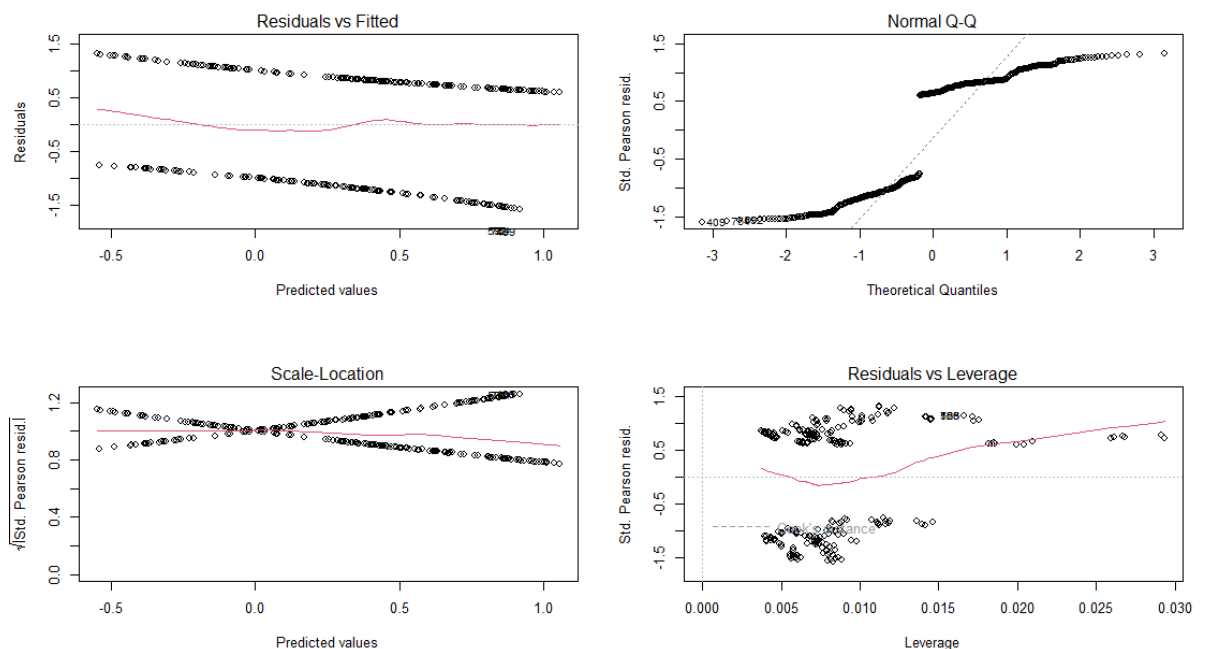


Figura 12. Gráficos de normalidad residual. (RStudio, s.f.)

	Predicho	
Actual	0	1
0	76	181
1	78	268

Figura 13. Resultados de la matriz de confusión. (RStudio, s.f.)

Capítulo V. Conclusiones y futuras líneas de investigación

Conclusiones

Se concluye que existen diversas variables que influyen de manera negativa a la carga. Sin embargo, con la aplicación de Machine Learning, brinda asistencia de manera automatizada para la identificación de errores para una mejor toma futura de decisiones. A su vez, se conoce cada vez más la aplicación de este tipo de sistemas en las grandes empresas y los procesos en los que se emplea, resultados más rápidos y con poco margen de error.

En adición, en honor al trabajo a presentar, se aplicó un modelo no supervisado de Machine Learning, el mismo que provee información o resultados. Por tanto, se logró dar seguimiento con los pasos o procesos para dar a conocer las variables determinantes de los daños ocurridos en la carga durante su transporte desde origen hasta el puerto de Guayaquil.

Para finalizar, dentro de la base de datos se presentaron las variables con las que se realizará la ejecución del algoritmo. Alrededor del 60% de la carga, fue perjudicada, por ende, se requiere o requirió de un seguro de carga, para poder proveer cobertura a los materiales dañados durante el viaje desde origen.

Recomendaciones

Con el propósito de mejorar el modelo de regresión logística es pertinente realizar un análisis de la incidencia de los incoterms. Si bien es cierto, la investigación tiene un enfoque hacia el riesgo, sin embargo, los incoterms son importantes dentro de la comercialización de mercancías e influyen en los ingresos, variable considerada apta para el procesamiento en el modelo. De esta forma, el análisis se complementa con conceptos en el área comercial.

En el procesamiento de información, sólo se utilizaron datos de una consolidadora de carga en la ciudad de Guayaquil. A pesar de estar bien posicionada en el mercado, existe una gran cantidad de consolidadoras de carga, por lo tanto, el análisis sirve para tener una noción acerca del funcionamiento del modelo junto con las variables más relevantes. Para que el modelo refleje de una forma acertada la realidad del mercado, es necesario incluir datos de las principales consolidadoras de carga en Guayaquil, lo cual incrementa el volumen de información para el procesamiento.

Las variables utilizadas para la creación del modelo son relevantes para el enfoque de la investigación. Con el fin de mejorar la toma de decisiones, se debe incluir más detalle de los siniestros en la carga. La base de datos indica la presencia de siniestros mas no la magnitud de los mismos, con esta información, todas las partes involucradas en una exportación tendrán una mejor idea de cómo mitigar el riesgo.

Referencias

- Al Muhairi, M., & Nobanee, H. (2019). Sustainable financial management. *Available at SSRN 3472417*.
- Álvarez, A. (2020). Justificación de la investigación. *Universidad de Lima, Facultad de Ciencias Empresariales y Económicas, 3*
- Bekaert, G., Harvey, C. R., Lundblad, C. T., & Siegel, S. (2016). Political risk and international valuation. *Journal of Corporate Finance, 37*, 1-23.
- Beresford, A. K., Banomyong, R., & Pettit, S. (2021). A critical review of a holistic model used for assessing multimodal transport systems. *Logistics, 5*(1), 11.
- Bonaccorso, G. (2017). *Machine learning algorithms: A reference guide to popular algorithms for data science and machine learning*. (pp 7-9)
- Borzooei, S., Miranda, G. H. B., Abolfathi, S., Scibilia, G., Meucci, L., & Zanetti, M. C. (2020). *Application of unsupervised learning and process simulation for energy optimization of a WWTP under various weather conditions*. *Water Science and Technology*.
- Cardenas, E. A., & Guerra, H. S. (2018). Análisis de los cuellos de botella en la logística internacional de las Pymes de confecciones en Colombia. *Telos, 20*(3), 510-536.
- Celebi, M. E., & Aydin, K. (Eds.). (2016). *Unsupervised learning algorithms*. Berlin: Springer International Publishing. (pp 8)
- Chitarroni, H. (2002). *La regresión logística, 3*.
- Clavijo, M. A. V., Ramírez, V. M., Jaramillo, A. P., & Wilches, J. J. (2021). *Regresión logística para la clasificación de residuos sólidos*.
- De La Hoz, E., González, Á. L., & Santana, A. (2016). Metodología de medición del potencial exportador de las organizaciones empresariales. *Información tecnológica, 27*(6), 11-18.
- Dua, A., & Sinha, D. (2019). Assessment of quality of multimodal transportation for containerized exports. *IIM Kozhikode Society & Management Review, 8*(1), 10-22.
- Dua, A., & Sinha, D. (2015). The multimodal transportation: research trend and literature review. *Udyog Pragati, 39*(4).
- Ertel, W. (2018). *Introduction to artificial intelligence*. Springer. Pp 15.

- Farahat, A. K., Ghodsi, A., & Kamel, M. S. (2012). *Efficient greedy feature selection for unsupervised learning. Knowledge and Information Systems, 35(2), 285–310.*
- Gaskell, N., Asariotis, R., & Baatz, Y. (2017). *Bills of lading: law and contracts.* Routledge.
- Ghosh, D.; Vogt, A. (2012). *Outliers: An evaluation of methodologies.* Section on survey research methods.
- Gunning, D., Stefik, M., Choi, J., Miller, T., Stumpf, S., & Yang, G.-Z. (2019). *XAI—Explainable artificial intelligence. Science Robotics, 4(37), eaay7120.*
- Herrera, F.; García, S.; Ramírez-Gallego, S.; Luengo, J. (2016). Big Data: Preprocesamiento y calidad de datos. *novática, 237, 17.*
- Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *Electronic Markets, 31(3), 685-695.*
- Jurado, J. M. (2008). *Aplicación de Microsoft Excel a la Química Analítica: validación de métodos analíticos.* Sevilla: Universidad de Sevilla- Departamento de Química Analítica.
- Kahn, K. B. (2018). Understanding innovation. *Business Horizons, 61(3), 453-460.*
- Knoll, D., Prüglmeier, M., & Reinhart, G. (2016). Predicting future inbound logistics processes using machine learning. *Procedia CIRP, 52, 145-150.*
- Leys, C., Delacre, M., Mora, Y., Lakens, D. (2019). How to Classify, Detect, and Manage Univariate and Multivariate Outliers, With Emphasis on Pre-Registration. *International Review of Social Psychology, 32(1): 5, 1–10.*
- Mahesh, B. (2020). Machine learning algorithms-a review. *International Journal of Science and Research (IJSR).[Internet], 9, 381-386.*
- Maisueche, A. (2019). *Utilización del machine learning en la industria 4.0, 5*
- Marinucci, E. (2021). Logística y transporte internacional: la disrupción ante el COVID-19, 2.
- Msimangira , K., & Venkatraman, S. (2014). *Supply Chain Management Integration: Critical Problems and Solutions.* *Operations and Supply Chain Management: An International Journal, 7(1), 23-31.*

- Nataraj, S.; Alvarez, C.; Sada, L.; Panadero, J.; Bayliss, C. (2019). *Applying statistical learning methods for forecasting prices and enhancing the probability of success in logistics tenders*. Transportation Research Procedia 47.
- Notteboom, T., Pallis, T., Rodrigue, JP (2021). *Disruptions and resilience in global container shipping and ports: the COVID-19 pandemic versus the 2008–2009 financial crisis*. Marit Econ Logist 23, 179–210.
- Padilla, K. (2017) *Medios de transporte, carga y seguro*, 2.
- Park, C., Kijin, K., Roth, S., Beck, S., Kang, J.W., Tayag, M.C., Griffin, M. (2020). *Global Shortage of Personal Protective Equipment amid COVID-19: Supply Chains, Bottlenecks, and Policy Implications*.
- Reyes, J., Escobar, C., Duarte, J., & Ramirez, P. (2007). Una aplicación del modelo de regresión logística en la predicción del rendimiento estudiantil. Estudios pedagógicos (Valdivia), 33(2), 101-120.
- Rouhiainen, L. (2018). *Inteligencia artificial: 101 cosas que debes saber hoy sobre nuestro futuro*. (pp 16-19)
- Rozhkova, A. V., & Dalisova, N. A. (2021). Risk management in the export activities of agricultural enterprises. In IOP Conference Series: Earth and Environmental Science (Vol. 677, No. 2, p. 022048). IOP Publishing.
- Román, C. & Quezada, M. (2017). Incidencia de clusters en las exportaciones de banano de Ecuador hacia países de medio oriente durante el periodo 2012-2015. *VI Congreso Internacional de Ciencias Administrativas*, 99-119. Obtenido de https://www.researchgate.net/profile/Mauricio-Noblecilla-Grunauer/publication/319086491_Las_caracteristicas_del_lider_perspectivas_de_los_profesionales_y_poblacion_activa_de_la_Provincia_de_El_Oro/links/598f24e2aca2721d9b684223/Las-caracteristicas-del-lider-perspectivas-de-los-profesionales-y-poblacion-activa-de-la-Provincia-de-El-Oro.pdf
- Sánchez, Z., & Andrés, X. (2018). *Análisis comparativo del otorgamiento de créditos de la Corporación Financiera Nacional en el sector de*

- alimentos frescos y procesados en Guayaquil (2012-2016).*
<http://repositorio.ucsg.edu.ec/handle/3317/9923>
- Sadgrove, K. (2016). *The complete guide to business risk management.* Routledge.
- Sagi, O., & Rokach, L. (2018). *Ensemble learning: A survey. Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery.*
- Sanz, J. (2020). *Aplicaciones del machine learning en la logística y el transporte, 3.*
- Villiani, C (2018). *Donner un sens à l'intelligence artificielle.* (pp 10-11)
- Vega-Malagón, G., Ávila-Morales, J., Vega-Malagón, A. J., Camacho-Calderón, N.,
- Becerril-Santos, A., & Leo-Amador, G. E. (2014). Paradigmas en la investigación. Enfoque cuantitativo y cualitativo. *European Scientific Journal*, 10(15).
- Vogels, T. P., Rajan, K., & Abbott, L. F. (2005). Neural network dynamics. *Annual review of neuroscience*, 28, 357.
- Wood, D. F., Barone, A., Murphy, P., & Wardlow, D. (1995). *International logistics.* Springer Science & Business Media.
- Yano, N., Morinaga, T., & Saito, T. (2008, August). Packing optimization for cargo containers. In *2008 SICE Annual Conference* (pp. 3479-3482). IEEE.
- Yamanishi, K., Takeuchi, J., Williams, G., & Milne, P. (2004). On-Line Unsupervised Outlier Detection Using Finite Mixtures with Discounting Learning Algorithms. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 8(3), 275–300.

Anexos

Anexo A. Caso 1 de regresión logística

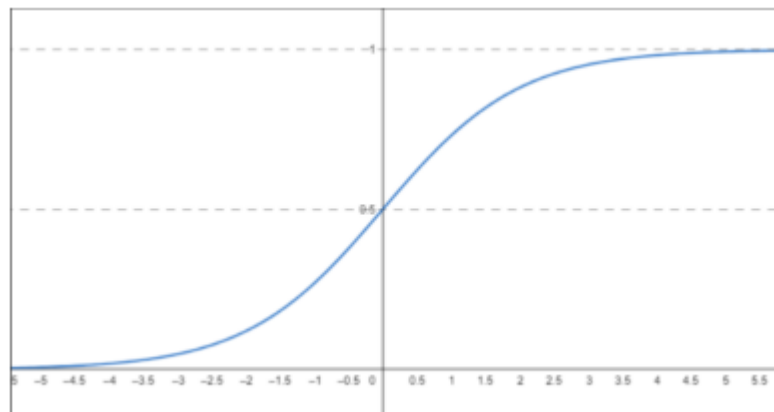


Figura 14. Gráfico de sigmoide (Vélez et al., 2021).

Anexo B. Caso 2 de regresión logística

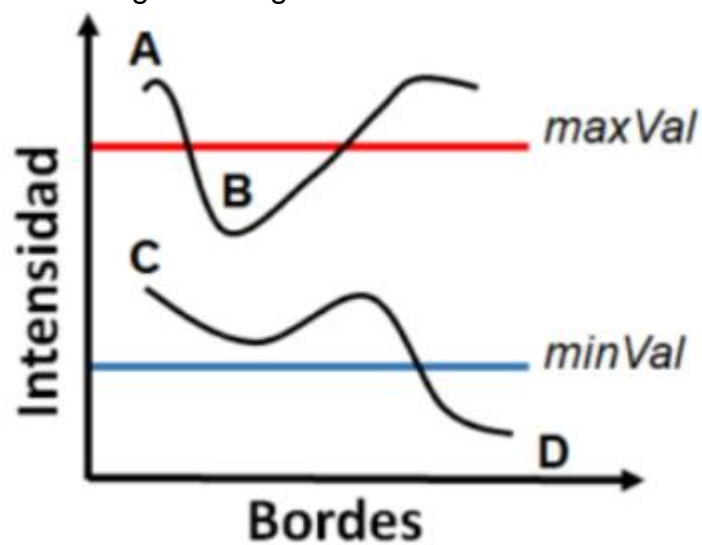


Figura 15. Simplificación de umbral de histéresis (Vélez et al., 2021).

Anexo C. Caso 3 de regresión logística

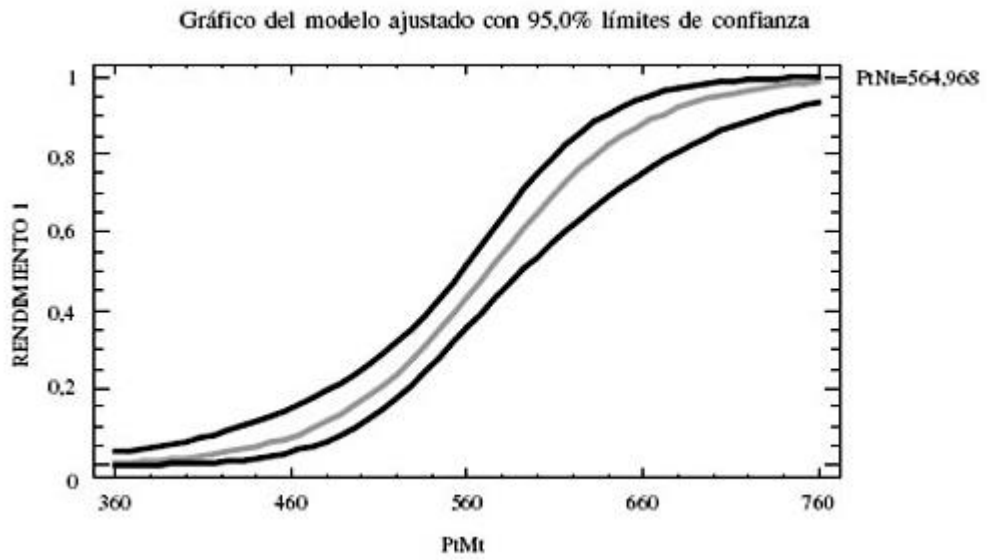


Figura 16. Gráfico de regresión logística expresando el rendimiento de los estudiantes (Rocabado et al., 2007)

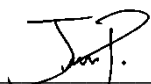
DECLARACIÓN Y AUTORIZACIÓN


Nosotros, **Puga Quevedo, Juan Pablo**, con C.C: #0924458920 y **Salvatierra Marín, Diego Iván**, con C.C: #0932535974 autores del trabajo de integración curricular: **Machine learning aplicado en la medición de riesgo de seguros de embarques de una consolidadora de carga en Guayaquil en 2019**, previo a la obtención del título de **Licenciada en Negocios Internacionales** en la Universidad Católica de Santiago de Guayaquil.

1.- Declaro tener pleno conocimiento de la obligación que tienen las instituciones de educación superior, de conformidad con el Artículo 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior, de entregar a la SENESCYT en formato digital una copia del referido trabajo de integración curricular para que sea integrado al Sistema Nacional de Información de la Educación Superior del Ecuador para su difusión pública respetando los derechos de autor.

2.- Autorizo a la SENESCYT a tener una copia del referido trabajo de integración curricular, con el propósito de generar un repositorio que democratice la información, respetando las políticas de propiedad intelectual vigentes.

Guayaquil, **22 de septiembre de 2022**

f. 
Puga Quevedo, Juan Pablo
C.C: **0924458920**

f. 
Salvatierra Marín, Diego Iván
C.C: **0932535974**

REPOSITORIO NACIONAL EN CIENCIA Y TECNOLOGÍA		
FICHA DE REGISTRO DE TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR		
TEMA Y SUBTEMA:	Machine learning aplicado en la medición de riesgo de seguros de embarques de una consolidadora de carga en Guayaquil en 2019.	
AUTOR(ES)	Puga Quevedo, Juan Pablo y Salvatierra Marín, Diego Iván	
REVISOR(ES)/TUTOR(ES)	Mgs. Carrera Buri, Félix	
INSTITUCIÓN:	Universidad Católica de Santiago de Guayaquil	
FACULTAD:	Facultad de Ciencias Económicas, Administrativas y Empresariales	
CARRERA:	Negocios Internacionales	
TÍTULO OBTENIDO:	Licenciado en Negocios Internacionales	
FECHA DE PUBLICACIÓN:	19 de septiembre de 2022	No. DE PÁGINAS: 53
ÁREAS TEMÁTICAS:	Comercio y finanzas, Comercio exterior, importación, exportación	
PALABRAS CLAVES/ KEYWORDS:	Seguros, consolidadora de carga, contenedores, exportación, machine learning, regresión logística.	
RESUMEN/ABSTRACT	<p>Dentro del vasto mundo del comercio exterior, es de conocimiento público que son aquellos que gestionan los procesos para la importación y exportación de productos. Tanto en Ecuador como en varios países del mundo presentan inconvenientes de alguna índole, ya sea a nivel operacional, administrativo, logístico, entre otros. Ciertos puertos son más avanzados que otros en términos antes mencionados, por ende, se puede localizar los inconvenientes de manera tardía o incluso la resolución de problemas serían eficientes. Con el uso de machine learning, en un mundo con una gran influencia en el apartado tecnológico, se puede continuar con facilidad y eficacia, los procesos de transporte de un buque desde origen hasta el puerto destino. Los seguros son un factor clave, ya que, se encarga de brindar cobertura a la carga contenerizada durante el trayecto hasta su destino final. Dentro del presente trabajo, se dará a conocer los factores clave que influyen negativamente la carga transportada desde varios puertos alrededor del mundo hasta el puerto local en Guayaquil. El conocer las incidencias e inconvenientes en la carga contenerizada, a nivel académico se podría contemplar o crear soluciones para la minimización o erradicación de estos. A su vez, dentro del ámbito empresarial, permite el implementar ideas para una ejecución pronta y eficaz. En adición, dentro de un contexto pandémico, en la cual la carga sufría retrasos, daños e incluso pérdidas a causa de la ineficiente cadena de suministro como resultado de despidos masivos concatenando una crisis sanitaria. El futuro es el producto de los procesos que se realizan en el presente, por tanto, la implementación de modelos de machine learning para empresas proveerá facilidades y automatización, así como el desarrollo de ideas o ejecución de las mismas para futuras problemáticas antes creadas.</p>	
ADJUNTO PDF:	<input checked="" type="checkbox"/> SI	<input type="checkbox"/> NO
CONTACTO CON AUTOR/ES:	Teléfono: +593 99 676 0015 +593 95 921 6536	E-mail: juanpablopuga01@gmail.com diegosalvatierramarin@gmail.com
CONTACTO CON LA INSTITUCIÓN (COORDINADOR DEL PROCESO UIC):	Nombre: Román Bermeo, Cynthia Lizbeth	
	Teléfono: +593-984228698	
	E-mail: cynthia.roman@cu.ucsg.edu.ec	
SECCIÓN PARA USO DE BIBLIOTECA		
Nº. DE REGISTRO (en base a datos):		
Nº. DE CLASIFICACIÓN:		
DIRECCIÓN URL (tesis en la web):		